
GAZİ ÜNİVERSİTESİ
Gazi
1926

TOPLU KONUT DEĞERLEME İÇİN HİBRİT MAKİNE ÖĞRENİMİ VE TOPLULUK ÖĞRENMESİ YAKLAŞIMI İLE MODEL MİMARİSİ

Cihan ÇILGIN

DOKTORA TEZİ
YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ ANA BİLİM DALI

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
BİLİŞİM ENSTİTÜSÜ

NİSAN 2023

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Bilişim Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmasında yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

İmza

Cihan ÇILGIN

25/04/2023

TOPLU KONUT DEĞERLEME İÇİN HİBRİT MAKİNE ÖĞRENİMİ VE TOPLULUK ÖĞRENMESİ YAKLAŞIMI İLE MODEL MİMARİSİ

(Doktora Tezi)

Cihan ÇILGIN

GAZİ ÜNİVERSİTESİ

BİLİŞİM ENSTİTÜSÜ

Nisan 2023

ÖZET

İhtiyaç hiyerarşisinin en başında bulunan barınma, insanlık tarihi boyunca yaşamın sürekliliği adına en temel ve önemli gereksinimlerden birisi olmuştur. Gayrimenkul piyasası ve gayrimenkul inşaat sektörü, hem toplumdaki refah düzeyinin hem de toplam ekonomik faaliyet düzeyinin belirlenmesi adına ülke ekonomileri için hayati bir konumdadır. Dayanıklı ve ikamesi olmayan bir zorunlu bir tüketim malı ve sosyal yaşam çevresinin oluşumunda yapı taşını oluşturan gayrimenkul, hem bireysel hem de kurumsal taraflarca bir uzun vadeli yatırım aracı olarak tercih edilebilmektedir. Bu nedenle, gayrimenkul fiyatlarının uygun modeller ile en düşük hata ile tahmin edilmesi hanehalkının olduğu kadar birçok paydaşında büyük ilgisini çekmektedir. Bu nedenle bu tez çalışmasının amacı birden fazla makine öğrenmesi yöntemi kullanılarak topluluk öğrenmesi yaklaşımının bir unsuru olan yığınlama ile daha yüksek bir homojenlik elde etmek amacıyla öncül bir yaklaşım olarak kümeleme modelleri vasıtasıyla, hibrit bir yaklaşım kullanarak gayrimenkullerin güncel piyasa değerini tahmin etmede yüksek doğruluk elde edebilecek bir model mimarisi ortaya koymaktır. Bu amaçla Ankara ili kapsamında 02.12.2021 ile 10.07.2022 tarihleri arasında 12 farklı ilçe, 150'den farklı alt pazar, 282 farklı değişken ile toplamda 159.244 adet gayrimenkule ait veri ile birlikte çok sayıda mekânsal ve sosyo ekonomik veri toplanmıştır. Regresyon görevinde 13 farklı makine öğrenmesi yaklaşımı ile birlikte regresyon modellerine öncü olacak gayrimenkul alt pazarlarının belirlenmesinde ise 4 farklı yöntem kullanılmıştır. Ayrıca gayrimenkul alt pazarlarının belirlenmesinde sezgisel ve veri yönelimli yaklaşımlar birleştirilerek daha işlevsel bir yaklaşım geliştirilmiştir. Tüm bunlara ek olarak topluluk öğrenmesi yaklaşımının bir alt alanı olan yığınlama ile 13 farklı makine öğrenmesi yaklaşımı 6 farklı meta öğrenici altında birleştirilmiştir. Çalışma her ne kadar Türkiye'nin başkenti olan Ankara gayrimenkul piyasasını örneklem olarak ele alsa da geliştirilen yöntem mimarisi açısından tüm gayrimenkul değerleme yazınına hitap etmektedir. Sonuç olarak bu tez çalışması gayrimenkul değerlemesine dayalı daha iyi bir tahmin değeri ile daha iyi bir bilgi için hem bireysel ev sahipleri veya alıcıları hem de geri kalan tüm tüzel taraflar adına destek sağlamak adına tutarlı ve uluslararası standartlara uygun bir gayrimenkul satış fiyatı tahmin modelli mimarisi ortaya koymaktadır.

Bilim Kodu	:	114611
Anahtar Kelimeler	:	Makine Öğrenimi, Gayrimenkul Fiyat Tahmini, Yığınlama, Topluluk Öğrenmesi, Hibrit Model
Sayfa Adedi	:	488
Danışman	:	Prof. Dr. Hadi GÖKÇEN

MODEL ARCHITECTURE FOR MASS REAL ESTATE APPRAISALWITH HYBRID MACHINE LEARNING AND ENSEMBLE LEARNING APPROACH

(Ph. D. Thesis)

Cihan ÇILGIN

GAZİ UNIVERSITY

INSTITUTE OF INFORMATICS

April 2023

ABSTRACT

Sheltering, which is at the top of the hierarchy of needs, has been one of the most basic and important needs for the continuity of life throughout human history. The real estate market and the real estate construction sector are in a vital position for national economies in order to determine both the welfare level of the society and the level of total economic activity. A durable and non-replaceable compulsory consumer good and a building block in the formation of the social life environment, the real estate can be preferred as a long-term investment tool by both individual and corporate parties. For this reason, the prediction of real estate prices with appropriate models with the lowest error attracts the attention of many stakeholders as well as households. Therefore, the aim of this thesis study is to present a model architecture that can achieve high accuracy in predicting the current market value of real estate by using a hybrid approach, through clustering models as a preliminary approach, in order to achieve higher homogeneity with stacking which is an element of the ensemble learning approach, using more than one machine learning method. For this purpose, within the scope of Ankara province, between 02.12.2021 and 10.07.2022, 12 different districts, more than 150 different sub-markets, 282 different variables and a total of 159.244 real estate, as well as a large number of spatial and socio-economic data were collected. In the regression task, together with 13 different machine learning approaches, 4 different methods were used to determine the real estate sub-markets that will lead the regression models. In addition, a more functional approach has been developed by combining heuristic and data-driven approaches in identifying real estate sub-markets. In addition to all these, stacking, which is a sub-area of the ensemble learning approach, and 13 different machine learning approaches were combined under 6 different meta-learners. Although the study takes the Ankara real estate market, the capital of Turkey, as a sample, the developed method addresses all real estate valuation literature in terms of architecture. As a result, this thesis presents a real estate sales price prediction model architecture that is consistent and in line with international standards to provide support for both individual real estate owners or buyers and all other legal parties for a better predictive value and better information based on real estate valuation.

Science Code	:	114611
Key Words	:	Machine Learning, Real Estate Price Prediction, Stacking, Ensemble Learning, Hybrid Model
Page Number	:	488
Supervisor	:	Prof. Dr. Hadi GÖKÇEN

TEŞEKKÜR

Doktora sürecim boyunca benden desteklerini esirgemeyen, deneyim ve bilgisi ile yol gösteren, tüm çalışma aşamalarımda bana inanarak akademik hayatıma yön veren kıymetli danışman hocam Prof. Dr. Hadi GÖKÇEN'e en kalbi duygularım ile şükranlarımı sunarım.

Tez izleme komitemde yer alan Prof. Dr. Mehmet Ali AKÇAYOL ve Prof. Dr. Yılmaz GÖKŞEN'e tezimin tüm süreçlerinde vermiş oldukları çok kıymetli katkılar ve destekleri için teşekkürlerimi sunarım.

Tüm eğitim hayatım boyunca bana inanarak hem maddi hem de manevi olarak desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen annem Gülen ÇILGIN ve Müzeyyen TÜRKSEVER ile ablam Hatice ULUN başta olmak üzere tüm aileme sonsuz teşekkür ederim. Ayrıca tüm doktora sürecim boyunca ilgisi, deneyimi ve şevkati ile bana güç veren ve beni hiç yalnız bırakmayan hayat arkadaşım Aslı Seda KURT'a en kalbi duygularımla teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET iv

ABSTRACT v

TEŞEKKÜR vi

İÇİNDEKİLER vii

ÇİZELGELERİN LİSTESİ ix

ŞEKİLLERİN LİSTESİ xv

SİMGELER VE KISALTMALAR xviii

1. GİRİŞ 1

2. LİTERATÜR 19

3. MATERYAL VE METOT 77

3.1. Materyal 77

3.1.1. Keşfedici veri analizi 107

3.1.2. Veri ön işleme 119

3.2. Metot 135

3.2.1. Kümeleme Modelleri 137

3.2.2. Regresyon Modelleri 146

3.2.3. Önerilen Model Mimarisi 167

3.2.4. Model Değerlendirme 174

4. UYGULAMA VE BULGULAR 179

5. SONUÇ VE ÖNERİLER 413

KAYNAKLAR 423

EKLER 457

Sayfa

EK-1. Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi 458

EK-2. Tasarlanan veritabanı yapısı..... 485

ÖZGEÇMİŞ 487

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge **Sayfa**

Çizelge 2.1. Makine öğrenimi yaklaşımlarını kullanan çalışmalar 20

Çizelge 2.2. Gayrimenkul fiyat tahmini görevinde kullanılan makine öğrenimi temeli modeller 51

Çizelge 2.3. Gayrimenkul fiyat tahmini görevinde kullanılan değişkenler 58

Çizelge 3.1. Gayrimenkul türüne göre elde edilen kayıt sayısı 79

Çizelge 3.2. Emlak Sitesinden elde edilen veri setine ait değişkenler 79

Çizelge 3.3. Elde edilen demografik veri setine ait değişkenler 83

Çizelge 3.4. Elde edilen mekânsal veri setine ait değişkenler 104

Çizelge 3.5. İlçe bazında elde edilen gayrimenkul veri sayısı 107

Çizelge 3.6. Ay bazında elde edilen gayrimenkul veri sayısı 109

Çizelge 3.7. Tüm değişkenlere ait açıklayıcı istatistikler 112

Çizelge 3.8. Polinomal açılım ile değişken türetme 123

Çizelge 3.9. Aykırı değerler tespit yöntemlerin karşılaştırılması 128

Çizelge 3.10. Geleneksel K-Ortalama Algoritması 142

Çizelge 3.11. K-En yakın komşu algoritması 156

Çizelge 4.1. Sincan ilçesinde yer alan gayrimenkullerin sadece konum verilerine göre kümeleme sonuçları 180

Çizelge 4.2. Sincan ilçesinde yer alan gayrimenkullerin konum ve fiziksel değişkenlere göre kümeleme sonuçları 182

Çizelge 4.3. Kümeleme analizi için değişken seçimi aşamasında kullanılan değişken setleri 183

Çizelge 4.4. Temel Bileşenler ile yüksek korelasyona sahip bağımsız değişkenlerin listesi 184

Çizelge 4.5. Sincan ilçesinde yer alan gayrimenkullerin farklı değişken setleri ile kümeleme sonuçları 189

Çizelge **Sayfa**

Çizelge 4.6. Sincan ilçesinde yer alan gayrimenkullerin oda sayısına göre gruplandırıldıktan sonra elde edilen sonuçlar 190

Çizelge 4.7. Oda sayısına göre gruplandırma sonra BIRCH kümeleme yöntemi ile gerçekleştirilen analiz sonuçları 191

Çizelge 4.8. Sincan ilçesinde yer alan gayrimenkullerin oda sayısına göre gruplandırıldıktan sonra elde edilen sonuçlar ve bu grupların BIRCH kümeleme yöntemi ile elde edilmiş yeni sonuçları 191

Çizelge 4.9. Elde edilen tüm kümeleme ve gruplandırma yaklaşım sonuçlarının karşılaştırılması 192

Çizelge 4.10. Geliştirilmiş olan aşamalı alt pazar belirleme yaklaşımı sonucu elde edilen kümeler 194

Çizelge 4.11. Izgara arama ile hiper-parametre optimizasyonunda kullanılan değerler 200

Çizelge 4.12. Akyurt ilçesine ait tüm model sonuçları 204

Çizelge 4.13. Akyurt ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü 206

Çizelge 4.14. Akyurt ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 207

Çizelge 4.15. Akyurt ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 207

Çizelge 4.16. Altındağ ilçesine ait tüm model sonuçları 209

Çizelge 4.17. Altındağ ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü 222

Çizelge 4.18. Altındağ ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 224

Çizelge 4.19. Altındağ ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 225

Çizelge 4.20. Çankaya ilçesine ait tüm model sonuçları 228

Çizelge 4.21. Çankaya ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü 252

Çizelge 4.22. Çankaya ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 256

Çizelge 4.23. Çankaya ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 257

Çizelge **Sayfa**

Çizelge 4.24. Çubuk ilçesine ait tüm model sonuçları 261

Çizelge 4.25. Çubuk ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü 266

Çizelge 4.26. Çubuk ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 267

Çizelge 4.27. Çubuk ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 268

Çizelge 4.28. Etimesgut ilçesine ait tüm model sonuçları 270

Çizelge 4.29. Etimesgut ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü 288

Çizelge 4.30. Etimesgut ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 291

Çizelge 4.31. Etimesgut ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 292

Çizelge 4.32. Gölbaşı ilçesine ait tüm model sonuçları 295

Çizelge 4.33. Gölbaşı ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü 310

Çizelge 4.34. Gölbaşı ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 313

Çizelge 4.35. Gölbaşı ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 314

Çizelge 4.36. Keçiören ilçesine ait tüm model sonuçları 316

Çizelge 4.37. Keçiören ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü 336

Çizelge 4.38. Keçiören ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 339

Çizelge 4.39. Keçiören ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 340

Çizelge 4.40. Mamak ilçesine ait tüm model sonuçları 343

Çizelge 4.41. Mamak ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü 358

Çizelge 4.42. Mamak ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 360

Çizelge **Sayfa**

Çizelge 4.43. Mamak ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 361

Çizelge 4.44. Polatlı ilçesine ait tüm model sonuçları 363

Çizelge 4.45. Polatlı ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü 365

Çizelge 4.46. Polatlı ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 366

Çizelge 4.47. Polatlı ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 366

Çizelge 4.48. Pursaklar ilçesine ait tüm model sonuçları 368

Çizelge 4.49. Pursaklar ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü 375

Çizelge 4.50. Pursaklar ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 376

Çizelge 4.51. Pursaklar ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 376

Çizelge 4.52. Sincan ilçesine ait tüm model sonuçları 379

Çizelge 4.53. Sincan ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü 388

Çizelge 4.54. Sincan ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 389

Çizelge 4.55. Sincan ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 390

Çizelge 4.56. Yenimahalle ilçesine ait tüm model sonuçları 392

Çizelge 4.57. Yenimahalle ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü 407

Çizelge 4.58. Yenimahalle ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 409

Çizelge 4.59. Yenimahalle ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması 410

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil **Sayfa**

Şekil 3.1. Aylara göre gayrimenkullerin satış rakamları 77

Şekil 3.2. Ankara'daki otobüs duraklarının konumları 85

Şekil 3.3. Ankara'daki park ve yeşil alanların konumları 86

Şekil 3.4. Ankara'daki anaokulların konumları 87

Şekil 3.5. Ankara'daki ilkokulların konumları 88

Şekil 3.6. Ankara'daki ortaokulların konumları 89

Şekil 3.7. Ankara'daki liselerin konumları 90

Şekil 3.8. Ankara'daki üniversitelerin konumları 91

Şekil 3.9. Ankara'daki göllerin konumları 93

Şekil 3.10. Ankara'daki otoyolların konumları 94

Şekil 3.11. Ankara'daki metro duraklarının konumları 95

Şekil 3.12. Ankara'daki tren duraklarının konumları 95

Şekil 3.13. Ankara'daki hastanelerin konumları 97

Şekil 3.14. Ankara'daki karakolların konumları 98

Şekil 3.15. Ankara'daki AVM'lerin konumları 99

Şekil 3.16. Ankara'daki OSB'lerin konumları 100

Şekil 3.17. Ankara'daki ceza evlerinin konumları 100

Şekil 3.18. Ankara'daki belediye binalarının konumları 101

Şekil 3.19. Ankara'daki adliye binalarının konumları 102

Şekil 3.20. Ankara'daki bankaların konumları 103

Şekil 3.21. Tüm ilçelerin aylara göre ortalama gayrimenkul fiyatları 111

Şekil 3.22. Daire gayrimenkul fiyatlarının dağılımı 112

Şekil **Sayfa**

Şekil 3.23. Veri ön işleme süreci 120

Şekil 3.24. Bağımsız sürekli değişkenler ve fiyat arasındaki korelasyon matrisi..... 124

Şekil 3.25. Yapay Sinir Ağları ağ mimarisi 151

Şekil 3.26. XGBoost algoritmasının yapısı..... 161

Şekil 3.27. Model mimarisi (1. aşama) 171

Şekil 3.28. Model mimarisi (2. aşama) 172

Şekil 4.1. Sincan ilçesindeki gayrimenkullerin bulunduğu konumlar 180

Şekil 4.2. Çalışma kapsamında alt pazarların tespit edilmesinde kullanılan yaklaşım 193

Şekil 4.3. Akyurt ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler 208

Şekil 4.4. Altındağ ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler 226

Şekil 4.5. Çankaya ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler 259

Şekil 4.6. Çubuk ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler 269

Şekil 4.7. Etimesgut ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler 293

Şekil 4.8. Gölbaşı ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler 315

Şekil 4.9. Keçiören ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler 342

Şekil 4.10. Mamak ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler 362

Şekil 4.11. Polatlı ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler 367

Şekil 4.12. Pursaklar ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler 377

Şekil **Sayfa**

Şekil 4.13. Sincan ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler 391

Şekil 4.14. Yenimahalle ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler 411

Şekil 5.1. Ankara ili kapsamında tüm veri setleri için öncül model karşılaştırılması 415

Şekil 5.2. Ankara ili kapsamında tüm veri setleri için meta model karşılaştırılması 417

Şekil 5.3. Ankara ili kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler 418

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Kısaltmalar	Açıklamalar
AdaBoost	Adaptive Boosting
AVM	Alış Veriş Merkezi
BIRCH	Balanced Iterative Reducing and Clustering using Hierarchical
CART	Classification and Regression Trees (Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları)
CatBoost	Categorical Boosting
CBS	Coğrafi Bilgi Sistemi
COD	Coefficient of Dispersion (Dağılma Katsayısı)
ÇDR	Çoklu Doğrusal Regresyon
DVM	Destek Vektör Makinesi
DVR	Destek Vektör Regresyonu
EFB	Exclusive Feature Bundling (Özel Özellik Demetleme/Paketleme)
EPRA	European Public Real Estate Association (Avrupa Kamu Gayrimenkul Birliği)
GBM	Gradient Boosting Machine (Gradyan Artıma Makinesi)
GOSS	Gradient-based One-Side Sampling (Gradyan Tabanlı Tek Taraflı Örnekleme)
IAAO	International Association of Assessing Officers (Uluslararası Değerlendirme Görevlileri Derneği)
IQR	Inter Quantile Range (Çeyrek Aralık)
KNN	K-Nearest Neighbors (K-en Yakın Komşu)
MAE	Mean Absolute Error (Ortalama Mutlak Hata)
MAPE	Mean Absolute Percentage Error

	(Ortalama Mutlak Yüzde Hata)
MARS	Multivariate Adaptive Regression Splines (Çok Değişkenli Uyarlamalı Regresyon Analizi)
OSB	Organize Sanayi Bölgesi
PC	Principal Component (Temel Bileşen)
PCA	Principal Component Analysis (Temel Bileşenler Analizi)
PRD	Price-Related Differential
RF	Random Forest (Rastgele Orman)
RFE	Recursive Feature Eleminastion (Özyinelemeli Öznitelik Eleme)
SES	Sosyo Ekonimik Statü
SOM	Self Organizing Maps (Özdüzenleyici Haritalar)
TUİK	Türkiye İstatistik Kurumu
XGBoost	Extreme Gradient Boosting
YSA	Yapay Sinir Ağları

1. GİRİŞ

İhtiyaç hiyerarşisinin en başında bulunan barınma, insanlık tarihi boyunca yaşamın sürekliliği adına en temel ve önemli gereksinimlerden birisi olmuştur. Zaman içerisinde meydana gelen kültürel, teknolojik ve sosyal gelişmelerle birlikte barınma ihtiyacına yönelik gayrimenkul edinimi de farklı bir boyut kazanmıştır. Kendi içerisinde birçok ikamesi olmasına rağmen, kendisinin çok az ikamesi bulunan gayrimenkul, modern endüstriyel toplumda normal bir yaşam sürmek isteyen herhangi bir birey veya herhangi bir hane için bir zorunluluktur (Harsman ve Quigley, 1991: 2). Günümüzde sayılarının hem artması hem de birçok çeşitte sahip olması nedeniyle gayrimenkul, barınma özelliği ile sadece fizyolojik ve güvenlik ihtiyacının karşılanmasının ötesine geçerek kaliteli bir yaşam imkânı sunan bir tüketim malı olarak sosyal ve psikolojik bir ihtiyaca dönüşmüştür. Uğurlar ve diğerleri (2018) gayrimenkulü, *"günümüzde, toplumsal hiyerarşideki statüyü belirleyen temel göstergelerden biri"* olarak tanımlamaktadır. Bu kapsamda gayrimenkul, mahremiyet, aidiyet, yerleşiklik hissi ve aile ilişkilerinin gerçekleşmesi gibi temel insan ihtiyaçlarına da hizmet etmesi neticesinde sosyo-psikolojik bir nitelik taşımaktadır (Uğurlar ve Eceral, 2014: 133; Soy Temur vd., 2019: 921). Ayrıca unutulamamalıdır ki ister malik olsun ister kiracı, her bireyin mutlaka içinde yaşamak isteyeceği bir gayrimenkul talebi süreklilik arz etmektedir (Yayar ve Demir, 2014: 68).

Geleneksel olarak, bir gayrimenkul sahibi olmak, özellikle ülkemizde bir insanın yaşamı boyunca planladığı en temel hedeflerinden birisi ve öncelikli ihtiyaçları arasındadır (Yıldırım, 2019: 387). Gayrimenkul, çağdaş toplumumuzun dinamik yapısının her alanında hayati bir rol oynamaktadır (You vd., 2017: 2751). Günümüzde hanehalkı için, sahipleri tarafından barınma amacında kullanılan gayrimenkuller yalnızca yaşanacak yer için bir alternatif sunmakla kalmaz, aynı zamanda bu hanenin portföyündeki en önemli finansal varlıklardan ve en pahalı hane halkı harcamalarından birisi (Selim, 2009; Selim, 2008: 65) olduğu gibi aynı zamanda da toplam hanehalkı servetinin çok büyük bir kısmını yansıtmakta (Sheppard, 1999:1; Case vd., 2004:168; Bekmez ve Özpolat, 2013: 171; Yalpir, 2014: 695) ve zaman içerisinde değeri artarak emekli olduklarında insanlara güvenli ve yaşam kalitesini artıran, gelir getirisinde istikrarlı ve enflasyona dayanıklı, ikamesi oldukça güç bir yatırım aracı olarak hizmet etmektedir (Sa'at ve Adi Maimun, 2019: 74; Sing vd., 2021: 1). Tüm bu özelliklerinin yanı sıra gayrimenkul, hanehalkı bütçelerinin,

maliyetlerin ve gayri safi milli sabit yatırımın büyük bir kısmını oluşturan ve herhangi bir ülkede yaratılan istihdam ve katma değerde hayati bir rol oynayan heterojen, dayanıklı, taşınmaz, sermaye ve tüketim metasıdır (Ghorbani ve Afgheh, 2017: 35). Bu nedenle günümüze gayrimenkul sadece bir ihtiyacı temsil etmenin ötesine geçerek ekonomik bir olgu durumundadır (Durkaya ve Yamak, 2004: 76). European Public Real Estate Association (EPRA) tarafından yayınlanan yıllık raporlarda, 2011 yılında tüm Avrupa ekonomisi içerisinde ticari gayrimenkul sektörü 285 milyar Euro işlem hacmine sahip iken 2019 (European Public Real Estate Association [EPRA], 2020: 3) yıllına gelindiğinde 452 milyar Euro ile otomotiv üretimi ve telekomünikasyon sektörlerinden daha büyük işlem hacmine sahiptir. Ayrıca aynı rapora göre gayrimenkul sektörü bu sektörlerin toplam istihdam hacminden daha fazla bir rakam ile 4,2 milyon kişiye istihdam imkânı sağlamaktadır. Ayrıca kendi küresel endüstri sınıflandırmasına sahip olan gayrimenkul sektörü, herhangi bir kurumsal portföyün ortalama %5,1'ini oluşturmaktadır (Kok vd., 2017: 202). Nitekim Yalpir (2014) da çalışmasında dünya fon kaynaklarının %56'sının gayrimenkullere dayandığını vurgulamaktadır. Bu veriler ışığında Türkiye'de de paralel bir şekilde 2 milyondan fazla istihdama ve 200'den fazla alt sektöre sahip olan gayrimenkul sektörü, ekonominin önemli yapı taşlarından birisini oluşturmaktadır (Büyükkaracığan vd., 2017: 77). Birçok modern ekonomi için inşaat sektörü ve dolayısıyla gayrimenkul sektörü ekonominin katalizörü ve ekonomik büyüme tespitinde kullanılan rakamlar arasında görülmektedir (Soy Temur vd., 2019: 921). Bu nedenle gayrimenkul sektörü ve gayrimenkul fiyatlandırma mekanizması ekonomi için önemli bir itici güç olmakla birlikte (Levantesi ve Piscopo, 2020: 2) ülkelerin gelişmişlik seviyelerinin de bir göstergesi konumundadır (Yilmazer ve Kocaman, 2020: 1).

Gelişmiş ve gelişmekte olan ekonomilerin gayri safi yurtiçi hasılası içerisinde gayrimenkul piyasası önemli bir yer teşkil etmekte (Akkaya, 2018: 436) ve ülkenin en büyük varlık sınıfı olarak tanımlanmakla (Tchuente ve Nyawa, 2021: 572) birlikte gayrimenkul piyasası vasıtasıyla tüm gayrimenkuller kentleşmeye ve altyapı gelişimine doğrudan katkıda bulunması neticesinde gelişmekte olan ekonomiler için temel büyüme kaynaklarından birisini oluşturmakta (Nor vd., 2019: 331) ve ülke ekonomisinin değişimi üzerinde kritik bir parametre olarak görülmektedir (Akay vd., 2019: 8). Bu doğrultuda da gayrimenkul piyasasında meydana gelen arz ve talep dalgalanmaları ekonomik büyümeyi önemli ölçüde etkilemektedir (Hayrullahoğlu vd., 2017: 25). Aslında, sanayileşmiş ülkelerin çoğunda emlak ve dolaysıyla gayrimenkul, hane halklarının servetinin en büyük kalemini

oluşturmaktadır. Dolaysıyla gayrimenkullerin mevcut değeri, hane halkının tüketim ve tasarruf fırsatları ve harcamaları üzerinde büyük bir etkisi bulunmaktadır (Case vd., 2004). Lokomotif bir sektör olarak tanımlamak mümkün olan gayrimenkul sektörü (Öztürk, 2009:23), alt sektörleri harekete geçirmesi, istihdam, barınma ve katma değer yaratması (Bekmez ve Özpolat, 2013: 171) gibi özellikleri ile çarpan etkisi oluşturması nedeniyle ülke ekonomileri için de oldukça özel bir öneme sahip olup ekonomiye yön veren sektörlerden birisidir. Gayrimenkul piyasası ve gayrimenkul inşaat sektörü, hem toplumdaki refah düzeyinin hem de toplam ekonomik faaliyet düzeyinin belirlenmesi adına ülke ekonomileri için hayati bir konumdadır. Hem gelişmiş hem de gelişmekte olan ekonomilerde, gayrimenkul için harcanan miktar, elde edilen gelire nispeten toplam harcamanın çok büyük bir bölümünü temsil etmektedir (Sheppard, 1999:1). Ayrıca gayrimenkul piyasasının potansiyel sahipler, inşaat müteahhitleri ve yatırımcılar gibi tarafları bulunan ikincil piyasalar (Frew ve Jud, 2003: 78) üzerinde de büyümeye neden olması ve teminat olarak bir araç olarak kullanılması (Iacoviello, 2000: 8) ile birlikte hem doğrudan, hem de dolaylı olarak finansal ve ekonomik istikrarı etkilemesi (Uyar ve Yayla, 2016:327) bu önemin büyüklüğünü katlamaktadır. Bir diğer ehemmiyetli olan nokta ise gayrimenkul kredileri bankacılık kredi hacminin önemli bir kısmını oluşturması (Akkaya, 2018: 436) hasebiyle gayrimenkullere sağlanan kredi üzerinden bankacılık sektörü ile bağlantısı, uygulanan para politikalarının gayrimenkul sektörünü etkilemesine neden olabileceği (Uysal ve Yiğit, 2016; 190) gibi tam tersi bir durum olarak gayrimenkul sektöründeki gelişmelerde para politikası üzerinde de etkili olabilmektedir. Ayrıca vurgulanmalıdır ki nüfus artışı, teknolojide yaşanana hızlı gelişmeler, yaşam standartlarındaki artış, hanehalkı yapısının ve toplumların ekonomik yapısındaki değişimler ve kentleşmenin çok yüksek oranlarda artmasıyla birlikte gayrimenkul kiralama veya satın alma talebindeki artış gayrimenkul piyasasını hem çok genişletmiş hem de daha hareketli hale getirmiştir. Tüm bunlara ek olarak makro ekonomideki değişken ve dalgalı enflasyon dönemleri ve daralan ekonomik büyüme yada ekonomik küçülme ile birlikte yerli paranın değer kaybına karşı korunmak amacıyla bir yatırım aracı olarak gayrimenkul talebini günümüzde çok daha fazla artırmaktadır (Ozus vd., 2007: 708; Aydemir vd., 2020: 184). Özellikle pandeminin de etkisiyle birlikte Türkiye'de son yıllarda yaşanan, jeopolitik belirsizlikler, faiz oranlarında yaşanan düşüşler, enflasyonist etkiler ve negatif reel faiz, güvenli, karlı ve uzun vadeli gelir özlemi ile insanları ve kurumları gayrimenkul sektörüne çekmektedir. Ayrıca birçok banka ve özel iştirak tarafından hayata geçirilen ve hızla yaygınlaşmaya başlayan gayrimenkul

yatırım ortaklığı şirketleri ve bu şirketlere olan bilgi ile birlikte ilginin artması, ülkemizde gayrimenkul sektörünün bir yatırım aracı olarak daha çok ilgi görmesine neden olmaktadır.

Gayrimenkul piyasasının mekânsal üretilme zorluğu, hareketsizliği, dayanıklılığı ve heterojenliği ile kısa ve orta vadede esnek olmayan gayrimenkul talebi ve arzı göz önüne alındığında (Bourassa ve Hoesli, 1999: 1; Harsman ve Quigley, 1991: 2-3), gayrimenkul piyasası tek tip varlıklardan oluşmamaktadır. Mal ve hizmet piyasalarından, çok daha maliyetli, devamlı ve sürekli olması, heterojen olması ve teminat olarak kullanılması (Bekmez ve Özpolat, 2013: 171) gibi farklılıklarıyla gayrimenkul piyasasında gayrimenkul arzının kısa vadede gerçekleştirilmesi mümkün olmadı için gayrimenkul talebindeki artış fiyatları doğrudan etkilemektedir. Esnek olmayan gayrimenkul arzı, gayrimenkul talebinin herhangi bir dönemdeki mevcut gayrimenkul stokuna eşit olmasına neden olmaktadır (Yılmazel vd., 2017: 7). Lokal gayrimenkul piyasası haricinde de makroekonomik açıdan gayrimenkul pazarı ülkeler için özel bir öneme sahiptir. Gayrimenkul fiyatlarındaki ani ve keskin dalgalanmalar dünya ekonomileri kadar ülke ekonomileri için de önemli ve endişe verici sonuçlar doğurabilmektedir (Ghorbani ve Afgheh, 2017: 30; Zulkifley vd., 2020: 46). Son yıllarda Türkiye'de de özellikle kentsel dönüşüm projeleri ile birlikte hız kazanan gayrimenkul sektörü, ülkemizde ve dünyada yaşanan birçok ekonomik kriz (1997 Asya Krizi, 2001 ve 2008 krizleri) ve doğal affet (1998 Adana Depremi, 1999 Marmara Depremi, 2011 Van Depremi) gibi durumlarından etkilenerek, oldukça dalgalı ve hareketli bir seyir ortaya koymuştur. Fakat 2000'li yıllarda bilhassa gayrimenkul kredilerinde yaşanan vadeli faiz oranlarındaki düşüş, 2007 yılında yürürlüğe giren ipotek yasası (Ayan ve Erkin, 2014:189) ve bu gelişmelerle doğru orantılı olarak artan yabancı sermaye girişleri (Baslevent ve Sahinkaya, 2010: 2) gayrimenkul talebini paralel olarak büyük ölçekte artırmıştır. Özellikle tüm dünyada olduğu gibi ülkemizde de metropol şehirlerdeki tek kişilik gayrimenkul sayısı (Nam vd., 2020:15) ve 2020 yılı itibariyle il ve ilçe merkezlerinde yaşayanların toplam Türkiye nüfusuna oranı yüzde 93 gibi oldukça yüksek bir orana sahip olması ile büyük şehirlere göçün hızlanması, metropoliten şehirlerdeki talebi artırarak gayrimenkul sektörünü çok daha önemli hale getirmektedir. Son yıllarda gayrimenkul piyasasına yabancı sermaye yatırımlarının ilgisinin artması da gayrimenkul piyasası için yeni bir talep unsuru oluşturmaktadır. Ayrıca Türkiye'nin sınır komşusu Suriye'de 2011 yılında patlak veren iç savaş sonucu Türkiye'ye sığınan birçok geçici koruma altındaki milyonlarca Suriye vatandaşı, bu durumu daha da fazla ön plana çıkarmaktadır. Nüfus artışı, kentleşme ve zorunlu göç gibi etkiler devam ettikçe, emlak piyasaları fiyatlar ve

karşılanabilirlik üzerinde baskıyla yüzleşmek zorunda kalmaktadır (Levantesi ve Piscopo, 2020: 2). Gelişmekte olan bir ekonomiye sahip olan Türkiye'de bu durum sağlıklı fiyat oluşumu açısında hem bireyleri hem de politika yapıcıları sosyo-ekonomik koşulları etkilemesi ve ulusal ekonomik koşullar üzerinde etkiye sahip olması nedeniyle (Selim, 2008: 65) zorlamaktadır. Bu noktada gayrimenkul değerinin en doğru tahmini, gayrimenkul piyasasının karmaşıklığına ve istikrarsızlığına cevap verebilecek gayrimenkul politikalarının geliştirilmesine yardımcı olabilmektedir (Kim vd., 2021: 1; Ahmed ve Moustafa, 2016: 1). Bu kentsel patlama ve harici etkilerden doğan talep artışıyla, gerekli altyapı gereksinimleri kadar ve aynı zamanda gayrimenkul piyasası üzerinde daha güçlü ve hızlı cevap verebilen değerleme araçlarına olan talebi ve ihtiyacı da beraberinde artırmaktadır. Gayrimenkul fiyatlarında meydana gelebilecek değişimler ve bu değişimlerin sürekli olarak izlenmesi sosyoekonomik koşulları etkilediği kadar ulusal ekonomik koşulları da etkilediğinden gayrimenkul sahipleri ve potansiyel alıcıları için müzakere ve işlem temeli oluşturma adına ne kadar önemli ise ekonomi uzmanları, hükümetler ve diğer toplum bireyleri için de kritik bir öneme sahip bir konudur (Kim ve Park, 2005; Yalpir, 2014: 695; Pai ve Wang, 2020: 1). Bu nedenle bu ihtiyaca yanıt verebilecek akıllı otomatik gayrimenkul değerlendirme sistemine olan talep, ekonominin büyümesi ve gayrimenkul piyasalaşmasının teşviki ile hızla artmaktadır (Niu ve Niu, 2019: 1).

Dayanıklı ve ikamesi olmayan bir zorunlu bir tüketim malı (Işık, 2016: 24) ve sosyal yaşam çevresinin oluşumunda yapı taşını oluşturan gayrimenkul (Yayar ve Gül: 87), hem bireysel hem de kurumsal taraflarca bir uzun vadeli yatırım aracı olarak tercih edilebilmektedir. Bu nedenle, gayrimenkul fiyatlarının uygun modeller ile en düşük hata ile tahmin edilmesi hanehalkının olduğu kadar (Ecer, 2014) birçok paydaşında büyük ilgisini çekmektedir. Ayrıca uygun gayrimenkul değerlendirmesi, gayrimenkul piyasasının normalleşmesini teşvik etmeye, gayrimenkulün bireyler için adil bir şekilde işlem görmesine ve adil ve makul bir ticari düzen ile sağlıklı bir gayrimenkul piyasası oluşturulmasına doğrudan imkân sağlamaktadır. Bu noktada gayrimenkul değerlemesinin emlak piyasasını düzenlemede bir cetvel olduğu söylemek hiç yanlış olmayacaktır (Ma vd., 2018: 1099). Gayrimenkul piyasaları ile diğer piyasalar ve politika yapıcılar arasındaki bu önemli bağlantı, geride kalan son Dünya çapındanki ekonomik krizinden de açıkça görülmektedir (Levantesi ve Piscopo, 2020: 2). Amerika Birleşik Devletleri'ndeki mortgage krizi ve İrlanda ve İspanya'da yaşanan gayrimenkul balonları, hem kısa hem de uzun vadeli yatırım kararlar için gayrimenkul piyasalarının davranışları hakkında daha tutarlı bilgiye olan ihtiyacı daha çok göz önüne

getirmektedir (Masias vd., 2016: 98). Bu durumu destekler nitelikte Jiang ve diğerleri (2013), 2008 yıllında yaşanan küresel ekonomik krizin, diğer olası birçok durumun yanı sıra, ipotek ve kredi sürecinde güvenilmez ve tutarlı olmayan değerleme yaklaşımlarının benimsenmesinin de önemli bir payı olabileceği gibi çarpıcı bir sonuç ileri sürmüşlerdir. Ayrıca unutulmamalıdır ki gayrimenkul değerleme, gayrimenkul yatırımı yapmak isteyenler için stratejik kararlar olması noktasında hayati bir rol oynamaktadır (Abidoye ve Chan, 2018a:72). Gayrimenkul yatırımı ile diğer yatırımların aksine yatırımcıların karar verme sürecine yoğun olarak ihtiyaç duydukları büyük miktarda başlangıç sermayesi gerektiren yatırımlardır. Bu nedenle karar verici genellikle bilgiye dayalı gayrimenkul yatırımı kararları verirken güvenilen en doğru gayrimenkul değerine ihtiyaç duymaktadır (Abidoye ve Chan, 2017a: 36; Yusof ve Ismail, 2019: 1). Dünya çapında gayrimenkul taleplerinden kaynaklanan birçok kâr fırsatını beraberinde sunan gayrimenkul pazarı, insanların ve şirketlerin gün geçtikçe daha çok ilgisini çekmektedir (Konwar vd., 2012: 3308). Fakat gayrimenkul piyasası, yapısı itibariyle kendine özgü arz, talep ve mekânsal dinamikleri (Uğurlar ve Eceral, 2014: 138) olan birçok alt pazardan meydan gelmektedir bundan dolayı tüketicilerin ve yatırımcıların ilgilendikleri gayrimenkul alt piyasası hakkında tam bilgiye sahip olmaları mümkün olmamaktadır. Bu nedenle, bu denli dinamik faktörlerin gayrimenkul değeri üzerindeki etkisini dikkate alarak, piyasa fiyatını doğru yansıtan gayrimenkul fiyatını hesaplamanın daha etkili, hızlı ve doğru bir yolunu belirlemek günümüzde oldukça popüler ve önemli bir konu haline gelmiştir.

Gayrimenkul mülkiyeti, gayrimenkul yatırımcılarının genellikle gelecek için düzenli veya değer artışı ile getiri bekletesi olduğu, yatırılan sermayeyi telafi etmek için yatırım yaptığı, uzun vadeli bir yatırım türüdür (Shapiro vd., 2019:11). Fakat bir hane veya ev sahibi, fayda veya karı maksimize eden gayrimenkul ve gayrimenkul piyasası seçimlerini yapmak için çok fazla bilgi toplamaya ve işlemeye ihtiyaç duymaktadır (Hårsman ve Quigley, 1991: 2). Bu nedenle bir gayrimenkul olan gayrimenkulün tarafsız, objektif ve sistematik olarak değerlendirilme ihtiyacı (Zurada vd., 2011: 349; Alexandridis vd., 2019: 1770; Peter vd., 2020: 2918) gayrimenkul fiyatlarında meydana gelen sürekli olarak değişim göz önüne alındığında önemli ve dünya çapında bu alandaki birçok paydaşı yakından ilgilendiren bir olgudur (Janssen vd., 2001: 342). Gayrimenkul piyasası, tüm mal ve hizmet piyasaları içerisinde fiyatlandırmaya en çok odaklanan ve ihtiyaç duyulan pazarlardan birisidir. Bir gayrimenkul olarak gayrimenkulün değerlemesi, gayrimenkulün mülkiyetinden kaynaklanan fayda ve yükümlülüklerin ilgilenilen zaman diliminde tam bir nicel ölçüsünü

sağlamak adına gereklidir. Daha basit bir ifade ile değerleme, belirli bir mülkün belirli bir tarihte üzerinden işlem yapılacağı tutarın belirlenmesidir (Pagourtzi, vd., 2003). Çoğunlukla geçmiş veya cari değeri yansıtan (Scheurwater, 2017: 24) değerleme, temelde gayrimenkulün piyasa değerinin yani*; 'tarafların bilgili, ihtiyatlı ve zorlama olmaksızın uygun pazarlamadan sonra gönüllü bir alıcı ile istekli bir satıcı arasında değerleme tarihinde, uygun bir süre sonra takas edilebilecek tahmini para tutarını'* (Kontrimas ve Verikas, 2011: 444; Yalpır vd., 2013: 293; Yalpır, 2018: 394;) belirlemeyi amaçlamaktadır. Dolayısıyla piyasa değeri, satış işlemini gerçekleştirebilecek tahmini fiyatı yansıtmaktadır (Dudek-Dyduch ve Rączka, 2011: 639). Gayrimenkul değerleme yahut gayrimenkul fiyat tahmini temelde tüketicilerin gayrimenkul özelliklerine atfettiği değeri objektif veriler kullanarak ölçmek için kullanılan regresyon görevi olarak tanımlanabilir. Fiyat tahmini problemi, bağımlı değişkenin bir gayrimenkulün piyasa değeri olduğu ve bağımsız değişkenlerin büyüklük, yaş, yatak odası sayısı vb. gibi gayrimenkul özellikleri olduğu bir regresyon problemi olarak görülebilmektedir. Çok sayıda gayrimenkulün piyasa değeri ve özellikleri göz önüne alındığında amaç, bir gayrimenkulün meta verilerini, değeriyle ilişkilendiren bir fonksiyon elde etmektir (Poursaeed vd., 2018: 668). Değerleme, gayrimenkulün değerini, nicel bir ekonomik değere dönüştürme süreci olup (Mooya 2016:43), gayrimenkul değerlemeleri, alıcılar, satıcılar, emlakçılar, değerleme uzmanları, mülk geliştiricileri, ipotek kreditörleri, feshedilmiş şirketler, tedarikçiler, komisyoncular, yatırımcılar ve fon yöneticileri, düzenleyici kurumlar, şehir plancıları, vergi denetçileri, borç verenler, politika yapıcılar, pazar araştırmacıları ve analistler ve diğer uzmanlar gibi piyasadaki bir dizi farklı oyuncu ve emlak piyasası katılımcıları tarafından zorunludur ve sıklıkla risk yönetimi amacı ile gerçekleştirilir (Selim, 2009; Park ve Bae, 2015; Jui vd., 2020: 206; Do ve Grudnitski, 1993: 253; Rampini ve Cecconi, 2021: 1; Shi vd., 2022: 1; Yacim ve Boshoff, 2018a: 290). Ayrıca gayrimenkul fiyatı tahmini sadece gayrimenkul piyasasında değil finansal kuruluşlar ve sigorta sektöründe, riski daha iyi yönetebilmek ve dolayısıyla oluşabilecek zararı azaltabilmek veya gayrimenkul sahipliğini finanse etmekle ilgili maliyeti azaltmak için (Bin, 2004: 69) gayrimenkulün piyasa değerine göre doğru bir şekilde değerlemesine sürekli olarak ihtiyaç duymaktadırlar (Lam vd., 2009). Çünkü gayrimenkul piyasasındaki işlemler merkezi bir piyasada toplu olarak gerçekleşmediğinden, bu durum fiyatlama işleminin süreklilik özelliği göstermemesine neden olmaktadır. Bu nedenden dolayı herhangi bir gayrimenkulün gerçek değerinin, zamanla ve sürekli olarak tespit edilmesi gerekmektedir (Yazgan vd., 2017: 465). Bu nedenle bankaların ekspertiz değerlemelerini güncelleyerek gayrimenkul portföylerinin değerini periyodik olarak gözden

geçirmeleri gerekmektedir (Alfaro-Navarro vd., 2020: 1). Piyasa koşullarının önemli değişikliklere maruz kaldığı ve bilhassa siyasi ve ekonomik istikrarın bozulduğu dönemlerde gayrimenkul piyasasın daha sık izlenmesi önerilmektedir. Bir gayrimenkulün veya gayrimenkul sektörünün periyodik olarak yeniden değerlendirememek, hükümetin altyapı yatırımları nedeniyle gayrimenkul fiyatlarındaki büyümeden fayda sağlayamaması anlamına gelmektedir (Plimmer vd., 1999: 338). Tahminleri güncellemek veya değeri düşmüş olabilecek ve yeniden değerleme gerektirebilecek teminatları belirlemek gerekebilmektedir (Hong vd., 2020: 140). Bu nedenle optimal bir değerleme, finansal kuruluşların gerçek mali durumu daha iyi anlamalarına yardımcı olmakla (Torres-Pruñonosa vd., 2021: 1) birlikte piyasaya koşullarına göre değerlendirilen bir gayrimenkulün daha kısa sürede satılmasına da olanak sağlamaktadır.

Gayrimenkul alanlar ve satanlar kadar bir yatırım aracı olarak gayrimenkul üzerinden yatırımda bulunanalar için de gayrimenkul fiyatının gerçekçi ve en yüksek doğrulukta tahmin edilmesi gerekmektedir (Bin, 2004: 69; Daşkıran, 2015). Gayrimenkul fiyatlarının yüksek doğrulukta tahmini, paydaşların yatırımlarının potansiyelini gerçekleştirmeye yönelik karar vermelerinde önemli bir role sahiptir (Kouwenberg ve Zwinkels, 2014: 416). Varlığa dayalı büyük menkul kıymet havuzlarındaki yatırımcılar, her bir varlığı kişisel olarak inceleyemezken, bu varlıkların güvenilir bir şekilde değerlendiğini bilmenin rahatlığına sahip olmak istemektedirler (Zurada vd., 2011: 350). Ayrıca gayrimenkulün değerinin yüksek doğrulukta tahmin edilmesi, ipotek hesaplaması ve gayrimenkul müzayedeleri (Wang vd., 2021: 55244), miras ve mülk yerleşimi, kamulaştırma (Pagourtzi, vd., 2003), takas ve bağış durumlarında (Zurada vd., 2006: 1), finansal uygulanabilirliği belirleme (Lam vd., 2009), kentsel gelişim (Walthert ve Sigrist, 2019), gayrimenkul finansmanı, satılık gayrimenkullerin listelenmesi, yatırım analizi, emlak sigortası ve gayrimenkulün vergilendirilmesi (Yakubovskyi vd., 2017) ve matrahının belirlenmesi (Do ve Grudnitski, 1992), pazar araştırması, yer seçimi, arazi kullanım planlaması (Kauko, 2003: 160) ve şehir bölge planlanması (Mu vd., 2014: 1), hatta hükümetler tarafından gayrimenkul kamu politikalarının belirlenmesi (Park ve Bae, 2015) dâhil olmak üzere birçok farklı süreç için gerekli olduğu kadar zorunlu dahi olabilmektedir. Ayrıca Gilbertson ve Preston (2005) tarafından ortaya konduğu üzere bir ülkede benimsenen gayrimenkul değerleme yöntemlerinin türü, ülke ekonomisini dahi etkileyebilmektedir. Bu nedenle gayrimenkul değerlemede yasal uygulamalar ve kavramlar, çevresel koşullar (Küçükkaplan ve Aldı, 2017), kullanılacak model, değerleme sırasındaki piyasa kültürünü ve koşulları en doğru

şekilde yansıtmalıdır. Modelin, piyasanın altında yatan temellerin en uygun temsili olması gerektiği unutulmamalıdır (Pagourtzi, vd., 2003). Aksi takdirde gayrimenkul değerlemesinde yapılacak hata emlak vergisinin tutarsız ve sağlıksız artırılması veya azaltılması, bazı gruplar lehine aşırı kazanç veya kayıp ve yatırımcılar ile potansiyel gayrimenkul sahiplerini olumsuz etkilemesi gibi bazı istenmeyen sonuçlara neden olacaktır.

Konut amaçlı gayrimenkullerin doğru ve tarafsız bir şekilde değerlendirilmesi ihtiyacı, yalnızca bu tür varlıkları ödünç veren veya elinde tutan finansal kuruluşlar için değil, aynı zamanda kritik gelir kaynakları olarak gayrimenkul vergilerine dayanan yerel yönetimler için de her zaman önem arz etmektedir (Shi vd., 2022: 1). Emlak veya gayrimenkul vergisi, birçok gelişmiş ekonomide önemli bir mali gelir kaynağı olması yanında elde edilen gelir düşünüldüğünde gayrimenkul piyasasını düzenleyebilir ve servet kutuplaşmasına aracılık etmek için gelirin yeniden dağılımı sağlanabilmektedir (Wang ve Li, 2019: 2). Gayrimenkulün piyasa değerinin belirlenmesi gayrimenkul vergi matrahının belirlenmesinde de gerekli olması ve sürekli değişken olan piyasa koşulları nedeniyle sürekli ve sıklıkla yapılması gerekmektedir.

Her ne kadar gayrimenkul değerlemesi bir çok alanda gerekli olsa da gayrimenkul yapıları çok boyutlu metalar (Ozus vd., 2007: 711) olması nedeni ile her bir gayrimenkul çok fazla sayıda (Mankad, 2021) ve değişen miktarlarda niteliğe sahiptir ve sahip oldukları belirli nitelik kompozisyonu ile her biri birbirlerinden farklılaşmakta (Selim, 2009) ve kontrol edilemeyen veya bilinmeyen birçok değişkenle mevcut korelasyonlar nedeniyle fiyatlarda birçok dalgalanmaya maruz kalması (Baldominos vd., 2018) gayrimenkul değerleme görevini farklılaştırmakta (Uyar ve Yayla, 2016; 327) ve uygun doğrulukta gerçekleştirmesi oldukça zorlu ve kaotik bir sosyal – ekonomik (Bui vd., 2017:1; Pagourtzi vd., 2007: 52; Zhao vd., 2019:1396) görev haline getirmektedir. Her gayrimenkulün kendine has özellikleri ile benzersiz olduğu göz önüne alındığında, iki bitişik gayrimenkul bile boyut, görünüm, kalite ve hatta çok küçük bir değişim ile konum açısından bile farklılık gösterebileceğinden, değerlerini etkileyen sonsuz sayıda değişken mevcuttur (Dimopoulos ve Moulas, 2016: 676). Gayrimenkul piyasasının analizindeki temel sorun, onu tanımlayan bilginin özel karakteridir (Yalpir vd., 2021: 2). Bu denli çok sayıda ve farklı niteliğe sahip olan gayrimenkul piyasasında gayrimenkulün bu farklı özelliklere uygun fiyatları açıkça gayrimenkul piyasasında direkt gözlenememekte (Daşkıran, 2015) ve bu gayrimenkul niteliklerindeki çeşitlilik gayrimenkul fiyatlarının doğrusal olmayan değişimini de

beraberinde getirmektedir (Wang vd., 2014: 1439; McCluskey vd., 2013: 240). Bu çabada ortaya çıkan ilk zorluk, ürünün bariz heterojenliğinden (Sheppard, 1999:1; Fan vd., 2006; Uğurlar vd., 2018: 803) başka bir ifade ile gayrimenkullerin türdeş niteliklere sahip olmamasından (Üçdoğruk, 2001) kaynaklanmaktadır. Bu nedenle her gayrimenkulün farklı ayırt edici özelliklere sahip olması, farklı değerlere ve fiyatlara sahip olmalarına neden olmaktadır (Yayar ve Demir, 2014: 68). Hizmet düzeylerindeki farklılaşma nedeniyle gayrimenkul, ikamesi çok sınırlı olabilen bir mal grubunu temsil etmektedir (Davenport, 2003: 9). Ayrıca gayrimenkul sektörü, ülke ekosistemimizdeki en az şeffaf sektörlerden birisi olması (Varma vd., 2018) ve şehirlerdeki karmaşık, çarpık ve plansız kentsel ortamlar, gayrimenkul değerlemeyi daha zorlu bir hale getirebilmektedir. Bir diğer önemli husus ise gayrimenkul piyasalarının ülkelerin gelişmişlik seviyelerine göre farklılık göstermesinden (Afşar vd., 2017) ve hatta şehirden şehire değişiklik göstermesi dolayısıyla tüm gayrimenkul piyasalarına yönelik genel bir yaklaşımın veya modelin belirlenmesindeki mümkün olamamasıdır. Her toplumun kültürel özellikleri ve toplumsal tercih algıları gayrimenkul tercihi üzerinde etkiye sahip olması gayrimenkul piyasasını farklılaştıran unsurlardandır. Bu nedenle gayrimenkul piyasası birçok alt piyasaya sahip oldukça karmaşık bir yapıdan meydana gelmektedir. Türkiye özelinde ise bu durumun çok farklı olmayıp ayrıca Gökler'in (2017) de belirtiği üzere Türkiye koşullarında, gayrimenkul sektöründe öngörülemez çok fazla girdinin olması, gayrimenkul fiyatları üzerinde etken olan arz ve talebin belirlenmesini zorlaştırmakta ve gayrimenkul fiyatlarını belirlemedeki faktörleri araştırmayı daha güç hale getirmektedir. Ayrıca dalgalı ve hızlı değişen bir gayrimenkul pazarına sahip olan Türkiye için hızlı bir gayrimenkul değerleme yapabilmek hem alıcılar hem de satıcılar için hem bir gereklilik hem de önemli bir avantaj sağlayacağı muhakkaktır.

Gayrimenkul satın almak veya uygun rayiç bedelli belirlemek karmaşık ve yüksek katılım gerektiren bir karar verme sürecidir. Ayrıca gayrimenkul piyasasında, gayrimenkullerin yüksek değeri nedeniyle az sayıda piyasa katılımcının neden olduğu bilgi asimetrisi, hem alıcıların hem de satıcıların genellikle yatırımları sonucunda finansal kayıplar yaşamasına neden olabilmektedir (Chou vd., 2022: 2). Her ne kadar bir gayrimenkul satış fiyatının belirlenmesi genellikle doğrudan satıcıya bağlı olsada satış sürecinde doğru fiyatın belirlenmesi, alıcının teklif verme ve seçim yapma isteğini doğrudan etkilemektedir (Mukhlishin vd., 2017: 171). Gayrimenkul satıcıları kadar alıcılar için de satın alma kararını vermeden önce ilgilenilen gayrimenkul için makul ve adil bir piyasa değeri belirlemesi

gerekmektedir (Fisher, 2002: 214). Özellikle bireysel kullanıcılar açısından düşünüldüğünde bir gayrimenkul fiyatı tahmin modeli temelli sistemin geliştirilmesi, gayrimenkul satıcıları veya alıcıları ile emlakçılara, gayrimenkul fiyatı değerlemesine dayalı olarak daha bilinçli yatırım kararları vermede ve piyasaya uygun stratejiler geliştirme noktasında yardımcı olabilmektedir. Burada en temel güdü alıcılar açısında fazla ödemeden kaçınmak iken satıcı açısından ise piyasa fiyatının altında bir fiyatlamadan kaçınarak zarardan kaçınmaktadır. Unutulmamalıdır ki, satıcı açısından satış fiyatının fazla tahmin edilmesi satışta gecikmeye neden olacaktır. Ayrıca günümüz mevcut ülke gayrimenkul piyasa koşullarında da yansıması mevcut olan aracının veya satıcının fiyat konusundaki açgözlülüğü yahut bilgisizliğinden kaynaklanan şişirilmiş gayrimenkul fiyatları, oldukça büyük bir pazarı temsil eden tüm gayrimenkul piyasasının sağlıksız fiyatlanmasına neden olabilmektedir. Doğru ve güvenilir bir değerleme ile birlikte, satıcı, satış fiyatını fazla tahmin etme veya eksik tahmin etme gibi gereksiz risklerden kaçınabilmektedir (Tchuente ve Nyawa, 2021: 572). Ayrıca hedef bir gayrimenkulün makul bir fiyat tahmini, bir gayrimenkul geliştirme projesinin başlangıç aşamasında beklenen getirinin, riskleri dengelemek için yeterli olup olmadığına karar verme sürecinde satıcı konumundaki geliştiricilerin temel ihtiyacını da oluşturmaktadır. Alıcılar için finansal kapasitesine uygun gayrimenkuller aramada, gayrimenkul sahipleri için en iyi satış fırsatının takibinde, mevcut piyasanın sağlıklı bir şekilde korunabilmesinde ve emlak satış acenteleri için de müşterilerin piyasa trendlerini daha iyi öğrenmelerine yardımcı olmak için gayrimenkul fiyatı tahminine sürekli olarak ihtiyaç duymaktadır ve bu tahminlere güvenmeleri gerekmektedir (Ahtesham vd., 2020: 1; Gao vd., 2022: 2;). Ayrıca bir gayrimenkulün satış fiyatının kesin ve yüksek doğrulukta bir tahmini, gayrimenkul menkul kıymetleri ve diğer yatırım fırsatları arasında tercihte bulunacak olan yatırımcılar için de çok kritiktir (Shiller, 1993: 915).

Bu noktada gayrimenkulün gerçek değerini doğru bir şekilde tahmin edebilmek için elde edilen verilerin doğru ve bu verilere uygun model ve yöntemler ile desteklenmesi bir zorunluluktur (Küçükkaplan ve Aldı, 2017; Almond vd., 1997: 2). Gayrimenkul değerlemesinin veya fiyat tahminin temelleri, karşılaştırılabilir verilerin toplanması, analizi ve yorumlanması ile de doğrudan bağlantılıdır (McGreal vd., 1998: 58). Her bir gayrimenkul değerlemesi süreci net bir başlangıç ve bitiş tarihine sahip benzersiz bir projedir (Dimopoulos ve Bakas, 2019: 1). Gayrimenkul fiyatlarını manuel olarak tahmin edilmesi oldukça zor bir süreç olup yüksek maliyetinin yanı sıra genellikle tahmin değerleri yüksek doğruluğa sahip olmadığı gibi (Patil vd., 2020; Zurada vd., 2006: 1) kullanılan yöntemlerin

çoğu metodolojik bir yapıya sahip değildir ve verimlilikten yoksundur (Wiltshaw, 1991: 125). Ayrıca manuel değerlendiriciler arasında değerlendirme fiyatı üzerinde farklılıklar ile sıklıkla karşılaşılmakla birlikte diğer tüm sektörlere kıyasla daha uzun bir değerlendirme sürecine ihtiyaç duyulmaktadır. Genellikle birkaç günlük hazırlık gerektirebileceğinden ve bir tahmin vermek için birkaç yerinde saha ziyareti gerektirebileceğinden zaman alıcıdır (Mousa ve Saadeh, 2010: 906). Geleneksel manuel değerleme yöntemleri, tek veya birden fazla gayrimenkul için çözüm üretmek üzere tasarlanmış zamana bağlı geçici çözümler sunan yöntemlerdir (Yalpir vd., 2021: 2). Bu konudaki bir diğer önemli husus ise bilhassa emsal belirlemede kullanılan benzer niteliklere sahip gayrimenkullerin fiyatlarındaki tutarsızlıklar, manuel değerlendirme yapan uzmanların gayrimenkul değerlemelerine dair karar almalarını ve fiyat belirlemelerini zorlaştırmaktadır. Ayrıca karşılaştırılabilir özelliklere sahip gayrimenkullerin bulunmaması durumunda, bu durum değerleme uzmanını değerleme sürecinde öznel yargılarda bulunmaya (değerleme uzmanı yanlılığı) (Al-Akhras, 2010: 204) zorlayabilmektedir. Bu nedenle gayrimenkul fiyatı tahmini için günümüze kadar geliştirilmiş birçok sistem ve yöntem mevcuttur. Bilimsel temellere dayanan geçmiş gayrimenkul işlemlerinin büyük örneklem verileri üzerinde tahmin oluşturmayı amaçlayan (Walthert ve Sigrist, 2019) yöntemler ile gayrimenkul sektöründe güvenilir ve doğru tahmin çalışmalarının yapılması sektördeki paydaşların bilinçli kararlar almalarını ve piyasaya uygun stratejiler geliştirmelerini desteklemektedir (Yılmazel vd., 2018: 295). Özellikle gayrimenkul satın almanın birçok birey için hayatı boyunca bir defa gerçekleştirdiği bir eylem olduğu göz önüne alındığında uygun ve yüksek tahmin gücüne sahip bir otomatik toplu değerleme aracı çok az deneyime sahip, ilk kez satın alma gerçekleştiren alıcılar için faydalı olabilmekte ve gayrimenkul satın almak için satın alma stratejileri önerebilmektedir.

Daha öncede belirtildiği üzere piyasa değerine ulaşmada diğer karşılaştırılabilir gayrimenkuller ile bir tür karşılaştırmaya dayanan geleneksel gayrimenkul değerleme yöntemleri kabul edilmiş bir standart ve sertifikasyon sürecinden yoksun olan manuel maliyet ve satış fiyatı karşılaştırmasına dayanmaktadır. Ayrıca bir dizi değişkeni tanımlamak ve tahmin yürütürken ağırlıklarını hesaba katmak zor olduğundan, gayrimenkul fiyatı tahmini için geleneksel yaklaşımlar doğruluk açısından yetersiz kalabilmektedir (Lam vd., 2008:321). Bu nedenle gayrimenkul fiyat tahmini amacı ile bilhassa bilgisayar destekli otomatik değerleme yöntemlerinin geliştirilmesi, son otuz yılda popülerlik kazanmıştır (Lin ve Mohan, 2011). Gayrimenkul hızlı ve ekonomik bir şekilde değerlendirilmesine duyulan sürekli ihtiyaç ve internet üzerinden erişilebilen güncel bilgilerin gün geçtikçe daha fazla

artmasıyla, gayrimenkul değerlemesi yapmak için sınırlı veriler üzerinde bile çalışabilen, açıklayıcı değişkenler ve fiyatlar arasındaki nedensel ilişkileri verilerden otomatik olarak yakalayabilen (Morano vd., 2015: 23) büyük veri tekniklerinin ve makine öğreniminin uygulanmasına yol açmıştır (Alfaro-Navarro vd., 2020: 8). Bu kapsamda geliştirilen gelişmiş gayrimenkul fiyat tahmin modellerinin mevcudiyeti, önemli bir bilgi boşluklarını doldurmakta ve gayrimenkul piyasasının verimliliğini artırmaya yardımcı olmaktadır (Calhoun, 2003: 32; Taffese, 2006: 710).

İki binli yılların başıyla birlikte bilgisayar teknolojilerindeki hızı yükselişe paralel olarak yazılımların hesaplama kapasitelerindeki ilerleme, fiyat modelleme ve tahmin için bilgisayar destekli kitle veya toplu değerlendirme metodolojilerinin daha fazla dikkat çekmesine neden olmuştur. Gayrimenkul değerlemesi günümüzde sadece uzman değer görüşlerine dayanan geleneksel bir iş değil bilgi teknolojisindeki yeniliklerle birlikte desteklenen, gayrimenkul üzerinde değer görüşüne ulaşmak için hızlı, kolay ve daha objektif bir süreç talep eden günümüz müşterilerinin ihtiyaçlarını karşılamaya amaçlayan çok disiplinli bir alandır (Sarip, 2005: 1; Taffese, 2006: 711; Taffese, 2007:84). Yakın tarihli bir gayrimenkul değerleme literatürü çalışması, gayrimenkul alanındaki araştırmacıların ve akademisyenlerin büyük çoğunluğunun mevcut geleneksel değerleme yöntemlerinin daha da geliştirilmesinden ziyade toplu değerlemeye odaklandığını göstermektedir (Dimopoulos ve Bakas, 2019: 1). Bu duruma paralel olarak Frey ve Osborne (2017), her mesleğin olası bilgisayarlaşma derecesi üzerine gerçekleştirdikleri araştırmalarında değerleme uzmanı mesleğinin % 90 oranında bilgisayarlı otomatik sürece geçişe duyarlı olduğunu tahmin etmektedirler. Bu gelişmelerle birlikte gayrimenkul değerlemelerinde insan katılımını ve önyargıları en aza indirmek ve konut amaçlı gayrimenkul fiyat tahmin modellerinin doğruluğunu geliştirmek için, girdiler ve çıktılar arasındaki ilişkiyi veya kalıpları öğrenebilen ve çıkarımlar yapabilen veri odaklı makine öğrenmesi yaklaşımlarının kullanımı günümüzde daha dikkat çekici bir hal almaktadır. Gayrimenkul sektörü de dâhil olmak üzere tüm sektörler, rekabetçi kalmak ve hızla büyüyen pazar taleplerine yanıt vermek için gelişmiş analitik araçlara giderek daha fazla yatırım yapmaktadır (Sa'at vd., 2021: 250). Toplu değerlendirme olarak adlandırılan gelişmiş yöntemler, mekânsal ve mekânsal olmayan örneklem kümesinin gayrimenkul değerini daha iyi modellemek için istatistiki testleri, yapay zekâ, coğrafi bilgi sistemleri ve karma yöntemlerle birleştirilen, belirli bir tarih itibariyle belirli bir mülk grubu için sistematik olarak matematiksel model kurulmasını, analizini ve testini içeren bir prosedürüdür (Wang ve Li, 2019: 1). International Association of Assessing Officers

(IAAO) tarafından da ortaya konduğu üzere toplu değerlendirme, ortak veriler üzerinde standart ve daha öncesinden başarısı test edişmiş yöntemlerle ve istatistiksel testler kullanılarak belirli bir tarih aralığında bir grup mülke değer biçme sürecidir (Eckert, 1990; International Association of Assessing Officers [IAAO], 2003).

Toplu değerleme, özellikle gayrimenkul değerleme alanında, diğer çalışmalardan elde edilen deneyim, bilgi ve beceriler ile bütüncül bir yaklaşım kullanan, gayrimenkul üzerindeki faktörleri analiz etme sanatıdır (Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021: 1). Tekdüzelik, şeffaflık, doğruluk, etkinlik, düşük maliyet, zaman verimliliği, daha kolay veri yönetimi, dolandırıcılık veya değer veren yanlılığı ile mücadele ve aynı zamanda toplu kullanım yetenekleri sunacak bir gayrimenkul değer sistemine duyulan ihtiyaç, toplu değerlendirmelerin gelişmesine yol açmıştır (Labropoulos vd., 2003: 5; Boshoff ve De Kock, 2013: 5). Ayrıca toplu değerleme yöntemleri genellikle daha fazla nesnellik, düzenli veya yıllık yeniden değerleme sağlanması, eşitlik, adalet ve ölçek ekonomisindeki gelişmelere (McCluskey ve Anand, 1999: 219) hızlıca adepte olabilmesi nedeniyle sıklıkla tercih edilebilmektedir. Oldukça kısa sürede, daha düşük maliyet ile çok sayıda gayrimenkulün değerinin belirlenmesinin gerektiği durumlarda tekil veya manuel değerleme yerine toplu değerleme yöntemleri tercih edilmektedir (İlhan ve Semih, 2020: 166) bu nedenle emlak vergilerini hesaplamak için genellikle toplu değer biçme yöntemleri kullanılabilmektedir (Kontrimas ve Verikas, 2011: 443; Wang ve Li, 2019: 2; Hong vd., 2020: 140). Geleneksel manuel değerleme yöntemleri değerlendirici konumundaki insanların önyargı ve hatalarına karşı eğilimli olmanın yanı sıra yüksek yoğunlukta ve sayıda gayrimenkulün değerlemesi söz konusu olduğunda yüksek maliyetli ve çok zaman alıcıdır (Benjamin vd. 2004; Isakson, 1988: 12; Benjamin vd., 2004: 70). Kang ve Reichert (1991), benzer özelliklere sahip bir gayrimenkul örneklemi mevcut olduğunda, hedonik fiyatlandırma modellerinin, manuel bir satış karşılaştırma sürecinden daha etkili olabileceğini ortaya koymuştur. Ayrıca Türkiye gibi istikrarsız ve sürekli değişen gayrimenkul piyasalarında gayrimenkul değerlendirilmesinin % 5 ila %15'lik (Brown vd., 1998: 21) bir hata payı ile kabul edilebilir aralıklarda yapılabilmesi manuel değerleme için oldukça zordur. Bu nedenle, bu tür problemleri çözmek için toplu değerleme modellerinin daha yayın kullanılması (Jahanshiri vd., 2011: 24) ve gayrimenkul değerlendirme sürecinde bilimin etkisini güçlendirerek insan hatalarını ve etkisini azaltmak gerekmektedir. Otomatik toplu değerleme modelleri fiziksel gayrimenkul incelemesinde insan hatasını ve önyargısını ortadan kaldırmakla kalmaz aynı zamanda değerlemeyi gerçekleştirenin beceri, yargı ve deneyimini de denklemden

çıkarmaktadır (Gilbertson ve Preston, 2005: 127). Ayrıca gayrimenkul satış fiyatlarının makul ve hızlı bir şekilde tahmin edilmesi durumunda, tüketiciler ve gayrimenkul acenteleri arasındaki bilgi asimetrisinin ortadan kalkacağı ve emlak piyasasının uygun işlemesine yol açacağı anlamına gelmektedir (Seya ve Shiroi, 2022: 240). Fakat bir toplu değerleme modellerinin güvenilirliğinin de kullanılan verilere ve otomatik değerleme modellini üreten modelleyicinin veya operatörün becerilerine bağlı olduğu da göz ardı edilmemelidir (Boshoff ve De Kock, 2013: 5).

Günümüz dijital dünyasında, toplumun faydasına kullanılabilecek yararlı bilgiler çok çeşitli kaynaklardan elde edilebilmektedir. Ekonomik olayların veya sosyal gözlemlerin analizinde, yenilikçi teknolojilerle birlikte, ilgili alandaki bilgilerin sistematik olarak çıkarılması, bunları karmaşık fakat kullanışlı veri formatlarına ve yapılarına dönüştürülmesi ve ardından da uygun yöntemlerle ile kullanışlı bilgilere dönüştürülmesi mümkün hale gelmiştir. Bu amaçla günümüzde birçok çalışma alanında popülerliği artmaya devam eden yapay zekânın bir alt çalışma alanı olan makine öğrenmesi yaklaşımları bu karmaşık veri yapılarını analiz etmekte kullanılmaktadır. Makine öğrenmesinin çoğunlukla örneklem dışı tahminlere üzerinde durması ve en açıklayıcı güce sahip özellikleri ortaya çıkarmak için veriye dayalı öğrenme temeline dayanması (Vespignani, 2009) onu geleneksel ekonometrik modellerden ayıran en belirgin özellikleri durumdadır (Ho vd., 2021). Veriye dayalı modellerin ana avantajı, verilen veri kümelerinden otomatik olarak oluşturulabilmeleri ve bu nedenle çok fazla zaman ve finansal kaynak tasarrufu sağlamasıdır (Lasota vd., 2011: 142). Gayrimenkul fiyatlarının tahmininde, daha fazla popülerlik kazanan makine öğrenimi yöntemlerinin kullanılması bu alan özelinde çeşitli avantajları beraberinde sunmaktadır. Makine öğrenmesi yöntemleri geleneksel ekonometri modellerini aksine normal dağılım varsayım gerektirmemektedir. Ayrıca günümüz artan bilgisayar hesaplama gücü ve hızı ile eskiden uzun ve güç olan makine öğrenmesi model parametre optimizasyonları daha az maliyetli ve zaman alıcı olabilmektedir (Ho vd., 2021). Doğrusal olmayan veriler üzerinde oldukça etkili sonuçlar sunabilen makine öğrenmesi yaklaşımları, ekonometrik modellerde olduğu gibi doğrusal olmama durumu için model geliştirme aşamasında bir işlevsel forma ihtiyaç duymamaktadır.

Tüm bu bilgiler ışığında bu tez çalışmasın en genel amacı gayrimenkul değerleme alanında makine öğrenmesi modellerinin yeteneklerini ve bunların gayrimenkullerin toplu olarak değerlendirilmesinde nasıl daha etkin ve verimli kullanılabileceğini araştırmaktır. Bu amaç

doğrultusunda da gayrimenkul fiyatı tahmini için etkili ve verimli bir model mimarisi keşfetmeyi amaçlamaktadır. Böylelikle veriye dayalı güncel teknikler ile gayrimenkul birim satış fiyatı ve fiyat üzerindeki açıklayıcı değişkenler arasındaki fonksiyonel ilişkileri analiz ederek mümkün olan en yüksek doğruluk ile gayrimenkul değerleme gerçekleştirilebilecektir. Daha kapsamlı olarak bu tez çalışmasının amacı birden fazla makine öğrenmesi yöntemi kullanılarak topluluk öğrenmesi yaklaşımın bir unsuru olan yığınlama ile daha yüksek bir homojenlik elde etmek amacıyla öncül bir yaklaşım olarak kümeleme modelleri vasıtasıyla, hibrit bir yaklaşım kullanarak gayrimenkullerin güncel piyasa değerini tahmin etme sürecinde yüksek doğruluk elde edebilecek bir model mimarisi ortaya koymaktır.

Gayrimenkul değerleme alanında yapılan birçok çalışma homojen pazarlar üzerine odaklanırken hetorejen bir pazar yapısı içerisinde modelleme gerçekleştiren pek az çalışma mevcuttur. Bu nedenle, geliştirilen birçok model uzmanlaşmamış ve genelleştirilememiştir. Bu amaç doğrultusunda hetorejen bir genel pazar içerisinde homejen alt pazarların öncelikli olarak tespit edilmesi gerekmektedir. Lewis ve diğerlerinin (1997) de çalışmalarında heterojen bir alan üzerinde kabul edilebilir bir doğruluk elde edilebileceğini ortaya koyduğu gibi bu amaçla bu çalışma kapsamında da öncelikli olarak homejen alt pazarların belirlenmesinde bir denetimsiz öğrenme yaklaşımı olan kümeleme yöntemlerinden yararlanılmıştır. Böylelikle elde edilen alt pazarlar üzerinde yapılan modelleme sonuçlar hem daha az tahmin hatası ile sonuçlanmakta hem de farklı pazarlar için kullanılabilecek genel bir model mimarisi sunmaktadır. Her bir alt pazarın yapısına ve iç dinamiklerine göre farklı değerleme modelleri, daha başarılı veya daha az başarılı sonuçlar sunabilmektedir. Her bir gayrimenkul pazarında, gayrimenkullere ilişkin algıdaki farklılıklar, mevcut ihtiyacı karşılamak için farklı değerleme yöntemlerinin uygulanmasına neden olmaktadır. Bu nedenle gayrimenkul değerleme yazını, tüm gayrimenkul pazarları için geçerli olacak evrensel bir değerleme yöntemi ortaya koyamamaktadır. Bu doğrultuda bu çalışmanın da ortaya koyduğu üzere bir denetimsiz öğrenme süreci sonucunda otomatik olarak belirlenen her bir alt pazar için birden fazla değerleme modellenin yığınlanarak kullanılması herhangi bir modelle odaklanmaktan kaynaklanan problemin önüne geçerek genelleştirilmiş evrensel bir yaklaşımı beraberinde sunmaktadır.

Genel olarak, literatüre kıyasla bu tez çalışmasının ana katkıları şu şekilde sıralanabilir; birincisi, çalışma kapsamında kullanılan gayrimenkul işlem verileri ve gayrimenkul

özellikleri açısından literatürde kullanılan gayrimenkul verilerinden birçok bakımdan daha yeterli olmasıdır. Bir gayrimenkulün değerini belirleyen en önemli faktörlerin başında konum gelmesi hasebiyle çalışmada gayrimenkullerin sadece yapısal nitelikleri değil aynı zamanda uzamsal nitelikleri (coğrafi, altyapı ve mahalle) de dikkate alınmış ve coğrafi koordinatlar kullanılarak çok sayıda açıklayıcı değişken türetilmektedir. Bu amaçla her bir gayrimenkulün fiziksel özellikleri yanı sıra Ankara ili için geliştirilen kapsamlı bir mekânsal veritabanı ile gayrimenkulün sadece fiziksel ve mahalli özellikleri değil aynı zamanda mekânsal özellikleri de modelleme sürecine dâhil edilmiştir. Bu amaçla Türkiye ve dünyadaki diğer benzer çalışmaların aksine çok fazla mekânsal birim toplanarak ve bu mekânsal birimlerden çok sayıda değişken türetilerek modelleme süreçlerine dâhil edilmiştir. İkinci bir katkı ise örneklem büyüklüğü ve analiz edilen pazar ile ilgilidir. Bu çalışma kapsamında gayrimenkul pazarının küçük bir bölümü veya çok az sayıda gözlem ile ilgilenen diğer çalışmaların aksine (Isakson, 1988; Limsombunchao vd., 2004; Baldemir vd., 2007; Özsoy ve Şahin, 2009; Frew ve Wilson, 2002; Ozus vd., 2015; McCluskey ve Anand, 1999; Yankaya ve Çelik, 2005; Ecer, 2014; Altınay, 2010; Baldominos vd., 2018; Üçdoruk, 2001; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Mankad, 2021; Afşar vd., 2017; Daşkıran, 2015; Kitapci vd., 2017; Worzala vd., 1995; Yalpir, 2014; Uyar ve Yayla, 2016; McGreal vd., 1998; Kuru vd., 2021; Işık, 2016; Yıldırım, 2019; Štubňová vd., 2020; Calmasur, 2016; Rampini ve Cecconi, 2021; Zhou, 2020; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Büyük ve Ünel, 2021; Terregrossa ve Ibadi, 2021; Chiarazzo vd., 2014; Hamzaoui ve Perez, 2011; Bulut vd., 2015; Hayrullahoğlu vd., 2017; Mora-Esperanza, 2004; Abidoye ve Chan, 2017b; Çelik ve Turgut, 2019; Gerek, 2014; Tabar vd., 2021; Ersoz vd., 2018; Ellibeş ve Görmüş, 2018; Alkan vd., 2022) Ankara kentini tümden barındıran kapsamlı bir araştırma yürütülmüştür. Bu kapsamda 12 farklı ilçe, 150'den farklı alt pazar, 282 farklı değişken ile toplamda 75 binden daha fazla gayrimenkul verisi kullanılmıştır. Üçüncü olarak ise bu çalışma, gayrimenkul değerleme yazınında yapılan çalışmalar tarafından genellik ihmal edilen fakat özellikle makine öğrenmesi alanında kritik bir öneme sahip olan özellik mühendisliği adımlarına detaylı olarak incelemektedir. Bu tez çalışması kapsamında geliştirilen model mimarisi ise alana sunmuş olduğu dördüncü ve belki de en önemli katkı olmaktadır. Hem denetimsiz öğrenme aşamasında hem de yığınlama modellerinin geliştirilmesi sürecinde izlenen adımlar sadece bu çalışmaya özgü niteliktedir. Ayrıca bu modelleme süreci kapsamında model optimizasyonu için 1 milyardan fazla modelleme ile bu çalışma makine öğrenmesi ile gerçek hayat gayrimenkul verileri üzerine yapılmış en kapsamlı bakış açısını ortaya koymaktadır. Bu tez çalışması ayrıca Türkiye kapsamında gayrimenkul alt pazarlarının belirlenmesinde

denetimsiz öğrenme yaklaşımlarını bu denli kullanan ilk çalışma konumdadır. Bunula birlikte bu kapsamda elde edilen sonuçları alternatif sezgisel yöntemlerle detaylı bir karşılaştırmanın yanı sıra incelenen literatür kapsamında denetimsiz öğrenme yaklaşımları ile sezgisel yöntemleri birleştirin ilk çalışmadır. Beşinci olarak ise bu çalışma kapsamında sunulan model mimarisinin sadece tek bir bölgeye veya kentte yönelik olmamasıdır. Geliştirilen model mimarisi kapsamında özellikle kullanılan yığılama modelli ile geliştirilen bu sistem herhangi bir gayrimenkul pazarı içinde rahatlıkla uygulanabilmektedir. Özellikle gayrimenkul değerleme alanında geliştirilen modellerin genellikle lokal bölgelere yönelik olması ve genelleştirilememesi göz önünde alındığında bu tez çalışması kapsamında sunulan model mimarisi yapısı itibari ile tüm gayrimenkul pazarları için genel bir değerleme modeli ortaya koymaktadır. Son olarak bu çalışma ele alınan dönem ve mevcut dönemim piyasa koşuları bakımdan da literatürdeki istikrarlı gayrimenkul piyasaları veya dönemleri üzerine araştırma gerçekleştiren birçok çalışmadan ayrılmaktadır. Çalışma kapsamında ele alanına dönem aralığında gayrimenkul fiyatlarında yaşanan ani ve sürekli artış yanı sıra gayrimenkul piyasasında yaşanan düzensizlik ve fiyat tespit problemlerine rağmen bu çalışma kapsamında geliştirilen model mimarisi ile bu tür problemlerinde üstesinden gelebileceği ortaya konmaktadır. Bu neticede bu tez çalışması kapsamında geliştirilen model mimarisi, gayrimenkul fiyat tahmin yaklaşımını bir adım da öteye götürülerek sadece piyasa bağımsız olmaktan öte zaman bağımsız hale de getirmektedir.

Çalışmanın bir sonraki bölümünü oluşturan Bölüm 2'de gayrimenkul değerleme ve fiyat tahmini alanında yapılmış olan çalışmalar ve bu çalışmalara ait detay bilgiler yer almaktadır. Bölüm 3'de ise bu çalışma kapsamında kullanılan materyal ve metotlar ile birlikte çalışma kapsamında önerilen mimariye ait detay bilgiler yer almaktadır. Bölüm 3'de tanıtılan yöntemler ve materyallerin uygulama adımları ve elde edilen bulgular ise Bölüm 4 kapsamında sunulmaktadır. Çalışmanın son bölümünü oluşturan Bölüm 5 ise modeller neticesinde elde edilen sonuçlara ait açıklamalar ve tartışma kısmını oluşturmaktadır.

2. LİTERATÜR

Gayrimenkul değerleme veya gayrimenkul fiyat tahmini alanı birçok çalışmaya konu olan, canlı ve sürekli olarak gelişmeye ihtiyaç duyan bir yapıya sahiptir. Bu nedenden ötürü başlı başına temel bir alanı oluşturan gayrimenkul değerleme üzerine çok fazla model ve örneklem ile çok sayıda farklı çalışma bulmak mümkündür. Ayrıca bu alan fiyatlandırma açısından rekabetin gün geçtikçe daha çok artığı, bu nedenle fiyatları optimize etmek ve tahmin etmek için daha yeni ve başarılı yöntemlerin uygulandığı bir ana alan haline gelmiştir. Bu kapsamda çok çeşitli yöntemler kullanılmakla birlikte bu tez çalışmasına da konu olan makine öğrenimi yaklaşımlarını benimseyen gelişmiş değerleme yöntemleri günümüzde bir hayli çalışmaya yön vermektedir.

Gelişmiş değerleme yöntemleri, bir gayrimenkul için değerleme rakamına ulaşırken ilgili gayrimenkulle ait emlak piyasası bilgilerini genellikle bir yazılım aracılığıyla işleyen modelleme araçlarıdır (Chan ve Abidoye, 2019: 2). Bu yöntemler genellikle çok sayıda tarihi gayrimenkul işlem verisi ile birlikte doğru ve güvenilir gayrimenkul değerleme tahminleri üretebilmektedir (Gilbertson ve Preston, 2005: 127). Gayrimenkullerin tekil olarak değerlemesi yapılabileceği gibi toplu bir şekilde birçok gayrimenkulün aynı anda değerlemesinin yapılması kitle veya toplu değerleme modelleri ile mümkündür (Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020: 301). Bu kapsamda kitle veya toplu değerlendirme modelleri satış karşılaştırma yaklaşımını benimsenmektedir. Toplu değerlemede sıklıkla kullanılan hedonik modellerinde temelini oluşturan sıradan en küçük kareler çoklu doğrusal regresyonu (ÇDR), bu yaklaşımda model oluşturmada kullanılan en temel ve klasik yöntemlerden birisidir (Kontrimas ve Verikas, 2011: 443; Mark ve Goldberg, 1988:91; Yıldırım, 2019: 388). Gayrimenkul fiyatlarının modellenmesi, gayrimenkulün yapısal, komşuluk ve çevresel gibi çok çeşitli özellik gruplarına bağlı olduğundan, hedonik yaklaşım altında gelişimini halen devam ettirmektedir. Ayrıca bu çalışmaya da konu olan Yapay Sinir Ağları (YSA), Destek Vektör Regresyonu (DVR), Rasgele Orman (RF), K-en yakın komşu (KNN) gibi birçok yöntem otomatik toplu değerleme yöntemlerinde kullanılabilmektedir. Bu kapsamda gayrimenkul değerleme yazınında yer alan ve özellikle güncel ve gelişmiş makine öğrenmesi yaklaşımlarını kullanan çalışmalara ait çeşitli bilgiler Çizelge 2.1'de sunulmaktadır. Özellikle belirtilmelidir ki Çizelge 2.1 kapsamında bu tez çalışmasının da

metodolojisini oluşturan makine öğrenimi yaklaşımlarını benimseyen çalışmalara öncelik verilmiştir.

Çizelge 2.1. Makine öğrenimi yaklaşımlarını kullanan çalışmalar

Çalışma Adı	**Yazar**	**Yöntem**	**Örneklem Büyüklüğü/ Değişken Sayısı**	**Bulgular**
Determinanats of House Prices in Turkey: Hedonic Regression Versus Artificial Neural Network	Hasan Selim	YSA ve ÇDR	5.741 / 46 2004 Hane Halkı Bütçe Anketi	Bu çalışma YSA ile ÇDR temelli hedonik modelin Türkiye kapsamında karşılaştıran ilk araştırmadır. Ayrıca çalışma sonuçları kesin bir şekilde YSA'nın Türkiye'deki gayrimenkul fiyatlarının tahmini için daha iyi bir alternatif olabileceğini göstermektedir.
Identifying Real Estate Opportunities Using Machine Learning	Alejandro Baldominos, Iván Blanco, Antonio José Moreno, Rubén Iturrarte, Óscar Bernárdez ve Carlos Afonso	Regresyon Ağaçları, KNN,DVR ve YSA	2.266 / 20 Madrid İspanya	Çalışma kapsamında regresyon ağaçları topluluklarının, tüm diğer modeller ve klasik doğrusal regresyona göre önemli ölçüde daha iyi bir tahminci olduğu ortaya konmaktadır. Ayrıca elde edilen sonuçlar neticesinde YSA'lar her ne kadar görece tatminkâr sonuçlar elde etse de tahmin hatası varyansı bariz bir şekilde en yüksek model olmuştur.
Türkiye'deki Konut Fiyatlarının Tahmininde Hedonik Regresyon Yöntemi ile Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması	Fatih Ecer	YSA ve ÇDR	610 / 82 İzmir	Çalışma kapsamında elde edilen ampirik sonuçlar YSA'ların çoklu doğrusal regresyon modelline göre daha başarılı olunduğunu ortaya koymaktadır. YSA tüm metrikler içerisinde en düşük tahmin hatası oranlarına sahip olmakla birlikte tahmin performansında Hedonik Modelle göre yaklaşık % 60 ile %90 arasında iyileştirme elde etmektedir.
Konut Fiyat Tahmininde Yapay Sinir Ağları Yönteminin Kullanılması	Özgür Yılmazel, Aslı Afşar ve Sibel Yılmazel	YSA	5.556 / 14 2004 Hane Halkı Bütçe Anketi	YSA'nın 0,9219 korelasyon değeri ile gayrimenkul değerleme adına başarılı bir yöntem olduğu tespit edilmiştir. Özellikle elde edilen bu bulgular ışında, YSA'ların gerek sektörel uygulamalarda gerekse disiplinler arası akademik çalışmalarda önemli katkılar sağlayabileceği ortaya konmaktadır.
Türkiye'deki Konutların Kira Değerinin Analizi: Hedonik Model ve Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı	Sibel Selim ve Ayça Demirbilek	YSA ve ÇDR	7.514 / 60 2004 Hane Halkı Bütçe Anketi	Çalışmanın bulguları neticesinde gayrimenkul kira değerinin tahminlenmesinde YSA'nın, ÇDR temelli hedonik modele göre daha iyi bir alternatif yöntem olduğu tespit edilmiştir.
İzmir İlinde Emlak	Şenay Üçdoruk	ÇDR	2.718 / 28 İzmir	Regresyon temelli hedonik modellemenin, Türkiye pazarı

Fiyatlarına Etki Eden Faktörler-Hedonik Yaklaşım			Karşıyaka	üzerinde ilk örneklerinden birisi konumundaki bu çalışma, geliştirilen modelin teori ve iktisadi beklentileri karşıladığını ve fiyat üzerindeki etken değişkenlerin keşfedilmesinde hedonik modelin yetkinliğini göstermektedir.
Measuring the Value of Housing Quality	John F. Kain ve John M. Quigley	ÇDR	1.500 / 39 St. Louis, USA	Bir gayrimenkul hizmeti paketinin kalitesi, fiyatı üzerinde en az oda sayısı, banyo sayısı ve parti büyüklüğü gibi niceliksel yönler kadar etkili olduğu sonucunu varmışlardır.
House Price Prediction Using Machine Learning Algorithms	Naalla Vineeth, Maturi Ayyappa ve B. Bharathi	ÇDR ve YSA	21.613 / 20 King Country USA	Elde edilen sonuçlar YSA'nın hem basit hem de çoklu doğrusal regresyona göre daha iyi tahmin yeteneğine sahip olduğunu ortaya koymaktadır.
Mass Appraisal With A Machine Learning Algorithm:Random Forest Regression	Sibel Canaz Sevgen ve Yeşim Aliefendioğlu	RF, YSA	189 / 13 Ankara	RF'nin, YSA algoritmasından gerçek değerlere göre daha yakın sonuçlar verdiği sonucuna varmaktadır.
Housing Price Prediction via Improved Machine Learning Techniques	Quang Truong, Minh Nguyen, Hy Dang ve Bo Mei	RF, XGBoost, LightGBM, Hibrit Regresyon Modeli, Yığın Genelleme	231.962 / 19 Pekin	Bireysel öğrenme yöntemleri içerisinde RF her ne kadar en başarılı yöntem olsa da aşırı öğrenme eğilimindedir. Ayrıca her ne kadar XGBoost ve LightGBM yöntemleri RF yaklaşımına göre daha az iyi performanslar sergilese de zaman karmaşıklığı açısında çok daha iyi sonuçlar ortaya koymuşlardır. Ayrıca çalışma bulguları, zayıf öğreniciler kullanılarak yığınlama ile geliştirilen meta öğrenicilerin en az tahmin hatasına sahip olduğunu göstermektedir.
Comparing OLS based hedonic model and ANN in house price estimation using relative location	Mudit D. Mankad	ÇDR ve YSA	360 / 17 Hindistan Vadodara	Doğrusal Regresyon ve YSA'nın karşılaştırması üzerine bir deneysel tasarıma sahip olan bu çalışmanın ampirik bulgularına göre YSA, tüm performans ölçütlerine göre en başarılı yöntem olarak tespit edilmiştir.
Konut Fiyatlarını Etkileyen Faktörlerin Hedonik Model İle Belirlenmesi: Eskişehir Örneği	Aslı Afşar, Özgür Yılmazel ve Sibel Yılmazel	ÇDR	4.311 / 40 Eskişehir	Eskişehir gayrimenkul fiyatları üzerindeki etken fiziksel özellikleri tespit etmeyi amaçlayan bu çalışma, gayrimenkul büyüklüğünü, merkezi ısıtmaya, asansöre, ankastre mutfağa, ebeveyn banyosuna sahip olup olmamasını ve banyo ve oda sayısını en belirleyici değişkenler olarak tespit etmiştir.
Estimation of hedonic price functions via additive nonparametric regression	Carlos Martins-Filho ve Okmyung Bin	ÇDR	1.000 / 12 Multnomah County, Oregon-USA	Parametrik olmayan modelin parametrik modele göre daha başarılı sonuçlar oraya koyduğunu ve parametrik olmayan modele göre banyo sayısı, yatak odası sayısı, oturum alanı, arazi kullanım alanı, en

				yakın göle uzaklık gibi değişkenlerin fiyat üzerinde olumlu etkisi olduğunu bulmuşlardır.
House Price Estimation in Hanoi using Artificial Neural Network and Support Vector Machine: in Considering Effects of Status and House Quality	Quang-Thanh Bui, Nhu-Hiep Do ve Huu-Phe Hoang	YSA, DVR ve Topluluk teknikleri (Bagging ve Stacking)	1.000 / 245 den 30 (stepwise regression) Hanoi	Hem soyut hem de görece somut değişkenlerin dikkate alındığı çalışma da YSA'nın ve DVR'nın gayrimenkul fiyat tahmininde uygulanabilir ve etkili olduğu ortaya konmaktadır.
Denizli Kentinde Konut Talebine Etki Eden Faktörlerin Hedonik Fiyatlandırma Model İle Tahmin Edilmesi	Filiz Daşkıran	ÇDR	102 / 11 Denizli	Denizli ili kapsamında apartman dairelerinin fiyat belirleyicileri üzerine gerçekleştirilen bu çalışmada, regresyon temelli hedonik model, kullanılan 11 değişkenden 8'ini teoriye ve literatüre uygun bir şekilde anlamlı olarak tespit etmektedir.
Mersin Kent Merkezinde Konut Piyasası Fiyatlarının Hedonik Tahmini	Rüştü Yayar ve Deniz Gül	ÇDR	739 / 26 Mersin	3 farklı formda geliştirilen model bulgularına göre gayrimenkul kullanım alanı, mutfak büyüklüğü, banyo sayısı, garaj, özel güvenlik ve asansör sayısı değişkenlerinin gayrimenkul fiyatlarını pozitif yönde etkilerken gayrimenkulün bir bahçeye sahip olması, site içinde olması, toplu taşıma araçlarına uzak olması ve yaşı negatif yönde etkilemektedir.
Predicting Property Prices with Machine Learning Algorithms	Winky K.O. Ho, Bo-Sin Tang ve Siu Wai Wong	DVR, RF ve Gradyan Artırma Makinesi (GBM)	39.554 / 13 Hong kong Tseung Kwan O Bölgesi	Açıklama gücü açısından bu çalışma, RF ve GBM'nin eşit derecede iyi performanslara sahip olduğunu göstermektedir. Hata minimizasyonu açısından GBM, DVR'den daha iyi performans gösterirken, üç performans ölçütü açısından RF'den biraz daha iyi durumdadır. Bu nedenle, bu iki algoritmanın performansları birbirine benzediğinden, RF ve GBM'nin gayrimenkul fiyatlarının doğru tahminini yapmak için çok güçlü araçlar olduğunu ve umut verici araçlar olduğunu göstermiştir.
Neural Network Hedonic Pricing Models in Mass Real Estate Appraisal	Steven Peterson ve Albert B. Flanagan	YSA ve Sırandan En Küçük Kareler Regresyonu	46.467 / 6 Wake County, ABD	Çalışma bulguları doğrusal değerlendirme yöntemlerinin, doğrusal olmayan temel bir ileri beslemeli yapay sinir ağına göre önemli yanlış fiyatlandırma hataları ürettiğini göstermektedir. Çalışmanın ana sonucu, doğrusal hedonik değerleme modellerinin önlenebilir değerleme maliyetleri ürettiği ve bu maliyetlerin esas olarak gayrimenkul özellikleri ile değer arasındaki ilişkilerdeki doğrusal olmama

				durumlarından kaynaklandığıdır. Ve YSA, doğrusal olmayan birkaç yöntemden biri olabilirken, doğrusal olmayan en küçük kareler gibi yöntemler pratik değildir çünkü işlevsel formu yönlendiren çok az kılavuz bulanmaktadır.
Property Valuation by Machine Learning For The Norwegian Real Estate Market	Amandip Sangha	Karar Ağaçları ve Gradyan Artırma	Satış: 178.088 / 7 Kira: 206.259 / 5	Çalışma sonuçlarına göre gradyan artırma modeli, en düşük MAE'yi ve en yüksek R^2 (Determinasyon Kaysayısı) değerini vermektedir. Dolayısıyla bu sonuç, artırmalı ağaç modellerinin de gayrimenkul değerleme için en başarılı tahmin modelleri olduğunu kanıtlayan benzer çalışmalarla uyumludur.
The Use of Artificial Neural Networks (ANN) in Forecasting Housing Prices in Ankara, Turkey	Olgun Kitapçı, Ömür Tosun, Murat Fatih Tuna ve Tarik Türk	YSA	1.500 / 15 Ankara	Çalışma kapsamında önerilen yöntemin karar verme sürecini kolaylaştırmak için kullanılabilir olduğu % 0,7878 R^2 (Determinasyon Katsayısı) değeri ile ortaya konmaktadır.
Property Valuation With Artificial Neural Network: The Case of Athens	Angelos Mimis, Antonis Rovolis ve Marianthi Stamou	YSA ve Spatial Lag Model	3.150 / 8 Atina	Sonuçlar, bir gayrimenkulün değerinin incelenen örneklem kapsamında taban alanı ve yaşa göre doğrusal olmayan ilişkilerini açık bir şekilde ortaya koymaktadır. Yapılan karşılaştırmalı analizler neticesinde, YSA'nın Atina bölgesinde daha tutarlı tahminler verdiğini göstermektedir.
Determinants of House Price: A Decision Tree Approach	Gang-Zhi Fan, Seow Eng Ong ve Hian Chye Koh	Karar Ağacı	5.589 / 9 Singapur	Gayrimenkul fiyatları ile gayrimenkul özellikleri arasındaki ilişkiyi incelerken, karar ağacı yönteminin hedonik temelli regresyon yöntemine göre çeşitli avantajları ve tahmin performansı ortaya koyduğu çalışma bulgularınca ortaya konmuştur.
An Exploration of Neural Networks and Its Application to Real Estate Valuation	Elaine Worzala, Margarita Lenk ve Ana Silva	YSA	288 / 7 Fort Collins Colorado ABD	Bu çalışma YSA'ların değerlendirme analizi için üstün bir araç olduğuna dair önceki bulguları desteklememektedir. Sonuçlar, bazı durumlarda sinir ağı modellerinin çoklu regresyon modellerinden biraz daha iyi performans göstermesine rağmen, iki modelleme tekniği arasındaki farkın büyük olmadığını göstermektedir. Dahası, kullanılan iki YSA paketi arasındaki sonuçlar tutarlı olmamıştır. Ayrıca, herhangi bir test için, genellikle çoklu regresyon modelinden daha iyi performans gösteren sinir ağı yazılım paketlerinden yalnızca birisi olmuştur.
Using Machine Learning Algorithms For	Byeonghwa Park ve Jae Kwon Bae	C4.5, RIPPER, Naïve Bayesian	5.359 / 76 t-testi ile 49’ a sonra	Çeşitli makine öğrenmesinin karşılaştırmalı analizinin gerçekleştirildiği çalışmada, RIPPER'ın en küçük hata oranına

Housing Price Prediction: The Case of Fairfax County, Virginia Housing Data		ve AdaBoost	stepwise reg. ile 28	sahip olduğu ve Naive Bayesian'ın en yüksek hata oranına sahip olduğu sonuna varılmıştır.
Improving Property Valuation Accuracy: A Comparison Of Hedonic Pricing Model And Artificial Neural Network	Rotimi Boluwatife Abidoye ve Albert P. C. Chan	YSA ve ÇDR	321 / 11 Lagos Adası	Çalışma bulguları YSA'nın gayrimenkul değerlerini ÇDR'den daha doğru tahmin edebileceğini göstermektedir. Modellerin MAPE değerlerinde YSA modeli % 15,94 MAPE değeri üretmiştir. Bu, YSA tekniği kullanılarak gayrimenkul değerlerinin tahmin edilmesinde kaydedilebilecek ortalama mutlak hatanın yaklaşık % 15 olduğunu göstermektedir. ÇDR yaklaşımının ürettiği MAPE değeri % 38,23'tür, yani ÇDR'nin mutlak hatası % 30'dan daha yüksek olabilmektedir. Bu sonuçlar, YSA tekniğinin ÇDR yaklaşımından iki kat daha iyi tahmin edebileceğini göstermektedir.
Support Vector Machine And Entropy Based Decision Support System For Property Valuation	K.C. Lam, C.Y. Yu ve C.K. Lam	ÇDR, DVR ve YSA	4.143 / 29 Hong Kong	Bu vaka çalışmasında her ne kadar YSA ve DVR'nin tahmin hataları arasındaki fark oldukça küçüktür olsa DVR hem ÇDR'den hem de YSA'dan üstün bir tahmin performansı ortaya koymuştur.
Real Estate Valuation And Forecasting İn Non-Homogeneous Markets: A Case Study in Greece During the Financial Crisis	Antonios K. Alexandridis, Dimitrios Karlis, Dimitrios Papastamos ve Dimitrios Andritsos	ÇDR, Benzerlik Ölçüm Değerlemesi, YSA	32.477 / 21 Tüm Yunanistan	Bu çalışmada önerilen YSA modeli en iyi performansı sergilemektedir. ÇDR yöntemi ikinci sırada yer alırken, Benzerlik Ölçüm Değerlemesi yöntemi üçüncü sırada yer almaktadır. Ayrıca çalışma tahmin doğruluğunun, ortalama alma teknikleri kullanılarak daha da iyileştirilebileceğini ortaya koymaktadır. Üç yöntemin basit ortalaması, YSA kadar iyi performans göstermekte ve bazı durumlarda daha iyi performans gösterebilmektedir. Sonuçları, önerilen metodolojinin homojen olmayan, yeni geliştirilen pazarlarda gayrimenkul değerlemesi için doğru bir araç oluşturduğunu göstermektedir.
Deep Learning For Real Estate Price Prediction	Lorenz Walthert ve Fabio Sigrist	ÇDR, Gradyan Artırılmış Ağaçlar, Derin Öğrenme Mimarileri ve Meta Model	88.247 / 13 Tüm İsviçre	Çalışma sonuçları, doğrusal modelin derin öğrenme modelinden önemli ölçüde daha kötü olduğunu ve gradyan artırma ile derin öğrenme arasındaki farkın % 5 düzeyinde önemli olmadığını ortaya koymaktadır. Ek olarak, diğer üç model ile geliştirilen meta modelin derin öğrenme modelinden ve diğer tüm modellerden daha üstün olduğu sonucuna varılmıştır.

The Impact of Location on Housing Prices: Applying the Artificial Neural Network Model as an Analytical Tool	Laura Fernández-Durán, Alicia Ruiz Llorca, Soledad Nancy Valero ve Vicente Botti	YSA	1.442 / 43	Çalışma, erişilebilirlik, çevre ve mahalle tesislerinin kalite standartları gibi hususların, gayrimenkul değeri üzerindeki etkisini YSA ile başaralı bir şekilde modellenebileceğini göstermektedir.
Developing Real Estate Automated Valuation Models by Learning from Heterogeneous Data Sources	Francesco Bergadano, Roberto Bertilone, Daniela Paolotti ve Giancarlo Ruffo	AdaBoost, Bagging Regressor, Gradient Artırma, KNN, Extra Trees ve RF	7.988 / 15 Torino, İtalya	Çalışma kapsamında farklı özellik seçimi yöntemleri ile oluşturulan farklı veri setlerinin tamamından Extra Trees ve RF oldukça etkili sonuçlar vermekle birlikte Extra Trees algoritması en yüksek başarı oranına erişmiştir.
Comparison of Expert Algorithms with Machine Learning Models For Real Estate Appraisal	Bogdan Trawiński, Zbigniew Telec, Jacek Krasnoborski, Mateusz Piwowarczyk, Michał Talaga, Tedeusz Lasota ve Edward Sawiłow	Uzman Algoritmalar, Karar ağaçları, ÇDR ve YSA	12.439 / 11	Makine öğrenimi modelleri, uzman algoritmalardan daha iyi sonuçlar ortaya koymuşlardır. Makine öğrenimi modelleri arasından M5P ile karar ağacı en iyi performansı göstermiş ve doğrusal regresyon en az doğruluğu göstermiştir.
Flat Price Prediction Using Linear and Random Forest Regression Based on Machine Learning Techniques	Julakha Jahan Jui, M. M. Imran Molla, Bifta Sama Bari, Mamunur Rashid, ve Md Jahid Hasan	ÇDR ve RF	1.199 / 7 Dhaka city	Elde edilen ampirik bulgular neticesinde RF regresyon modelinin performansının lineer regresyon modelinden çok daha iyi olduğu sonucuna varılmıştır.
Mass Appraisal of Residential Apartments: an Application of Random Forest For Valuation and a CART-Based Approach For Model Diagnostics	Evgeny A. Antipov ve Elena B. Pokryshevskaya	ÇDR, CHAID, CART, KNN, Güçlendirilmiş Ağaçlar, RF, YSA	2.848 / 16 Saint-Petersburg, Rusya	Çalışma kapsamında kullanılan 10 farklı yöntemle birlikte rasgele orman yöntemi hem MAPE hem de COD metriklerince en başarılı yöntem olmuştur. Ayrıca kitle değerleme problemi bağlamında tahmin hatası yüksek ve düşük olan segmentleri ortaya çıkarmak için bir yaklaşım önerilmiş ve hata oranı yüksek olan segmenteki gayrimenkullerin ortak özellikleri keşfedilmeye çalışılmıştır.
Prediction Accuracy in Mass Appraisal: A Comparison Of Modern Approaches	W.J. McCluskey, M. McCord, P.T. Davis, M. Haran ve D. McIlhatton	ÇDR, Eşzamanlı otoregresif modeller (SAR), Coğrafi ağırlıklı regresyon ve YSA	2.694 / 10 Kuzey İrlanda	YSA'ların tahmin gücü ve dolayısıyla değerleme doğruluğu açısından çok iyi performans gösterdiği, geleneksel çoklu regresyon analizinden daha iyi ve uzamsal ağırlıklı regresyon yaklaşımlarının performansına yaklaştığı çalışma bulgularında gösterilmektedir. Sonuçlar, yerelleştirilmiş coğrafi olarak ağırlıklı regresyon yaklaşımının hem model performansı hem de doğruluk

				açısından üstün olduğunu göstermektedir. Maliyet etkinliği, kullanıcı uygulanabilirliği ve tahmin doğruluğu açısından yerelleştirilmiş regresyon yaklaşımı, kitle değerlendirmesine yardımcı olmak için en şeffaf yöntem olduğu çalışma kapsamında öne sürülmektedir.
High-Tech Valuation: Should Artificial Neural Networks Bypass The Human Valuer?	Margarita M. Lenk, Elaine M. Worzala ve Ana Silva	YSA ve ÇDR	288 / 12 Fort Collins, Colorado, ABD	Sonuçlar, önemli değer tahmin hatalarının olası olduğunu belgelemektedir. Bu çalışmada test edilen toplu değerleme tekniklerinin her ikisinde de "tatminkâr" hatalardan daha büyüktür. Sonuçlar ayrıca, YSA modellerinin hedonik modellerden daha iyi performans göstermediğini de gösteriyor, bu da bazı sinir ağı üstünlüğü çalışmaları ile çelişmektedir.
The Mass Appraisal of The Real Estate by Computational Intelligence	Vilius Kontrimas ve Antanas Verikas	ÇDR, YSA, DVR, modellerden oluşan bir meta öğrenici	100 / 11 Litvanya	Önceki birçok yazar, YSA ve ÇDR temelli yaklaşımları karşılaştırırken farklı sonuçlar bildirmiştir. Çalışma sonuçları ayrıca ÇDR'nin YSA'ya üstünlüğünü de göstermektedir. Bununla birlikte, DVR, hem ÇDR hem de YSA tabanlı modellerden açıkça daha iyi performans ortaya koymuştur. Bu sonuçlar doğrusal olmayan modellemenin gerekli olduğunu göstermektedir. Ayrıca oluşturulan topluluk öğrenmesi yaklaşımı tüm modellerden bariz bir şekilde daha iyi sonuçlar sunarken sadece bir adet kayıt beklenen hata değeri oranından yüksek olarak tahminlenmiştir.
Housing-Price Prediction in Colombia using Machine Learning	Miguel Ángel Correa Manrique, Omar Becerra Sierra, Daniel Otero Gómez, Henry Laniado, Rafael Mateus Carrión ve David Andres Romero Millan	LightGBM, Bagging ve ExtraTree	940.000 / 25 Kolonbiya	Çalışma sonuçları karşılaştırılan yöntemler arasında hata oranları bakımdan dramatik farklar olmadığını ve performansları arasında istatistiksel bir fark olmadığını ortaya koymuştur. Gayrimenkul değerleme görevinde bu yöntemlerin tümünün rekabetçi bir yapı oraya koyduğunu ayrıca vurgulamışlardır.
Modeling Of Apartment Prices İn A Colombian Context From A Machine Learning Approach With Stable-İmportant Attributes	Jorge Iván Pérez-Rave, Favián González-Echavarría ve Juan Carlos Correa-Morales	ÇDR, Regresyon Ağaçları ve RF	15.177 / 22 Antioquia, Kolombiya	Bu çalışma kapsamında, ağaç birleştirme yöntemleri klasik regresyon ve regresyon ağaçlarından daha üstün sonuçlar ortaya koymuştur; bu sonuç, ekip çalışmasının bireysel çalışmadan daha iyi sonuçlar verdiği öncülüyle tutarlıdır. Doğrulama aşamasında %99,4 R^2 değeri ile en iyi yöntem torbalama olmuştur. Ayrıca çalışma bulgularına göre dört özellik daha fazla öne çıkmaktadır: yapı alanı, banyo sayısı, sosyoekonomik katman

				ve mülkün bulunduğu belediyede metrekare başına fiyat.
Neural Networks: The Prediction Of Residential Values	Stanley McGreal, Alastair Adair, Dylan McBurney ve David Patterson	YSA	912 / 33 Belfast İrlanda	Bu çalışma, YSA ile bazı örnekler için çok yakın tahminlerin mümkün olmasına rağmen, diğer örnekler için tahmin değerinin, satış fiyatından önemli ölçüde sapabileceği sonucuna varmaktadır. Bu koşullar altında, sinir ağlarının toplu değerlendirme amacıyla kullanılmasının sorunlu olabileceğini vurgulamışlardır.
Achieving Property Valuation Accuracy in Developing Countries: The Implication Of Data Source	Rotimi Boluwatife Abidoye ve Albert P.C. Chan	YSA	155 / 10 Nijerya Lagos	Çalışmada hem firmalardan alınan hem de çevrim içi sitelerden toplanan iki farklı veri kaynağı kullanılarak tahmin performansları karşılaştırılmıştır. Çevrimiçi veri seti 0,75 R^2 gibi daha yüksek bir değer elde ederek, veri setinin modele iyi uyduğunu ve modele dâhil edilen bağımsız değişkenlerin çalışma alanındaki gayrimenkullerin fiyatları açısından (çevrimiçi fiyatlar) daha açıklayıcı olduğunu göstermektedir. Bu değer, firma verilerinin ürettiği 0,69 olana kıyasla daha yüksektir.
Hedonic Modeling for a Growing Housing Market: Valuation of Apartments in Complexes	Ebubekir Ayan ve H. Cenk Erkin	ÇDR	405 / 16 İzmit	Elde edilen sonuçlar neticesinde apartman komplekslerinde sağlanan kolaylıkların yanı sıra bir apartmanın yapısal özelliklerinin de fiyatın önemli belirleyicileri olduğunu ortaya koymaktadır. Ayrıca hava kalitesi ve iyi bir devlet okuluna yakınlık da fiyat üzerinde önemli bir etkiye sahiptir.
Location-Centered House Price Prediction: A Multi-Task Learning Approach	Guangliang Gao, Zhifeng Bao, Jie Cao, A. K. Qin ve Timos Sellis	Çok görevli öğrenme	136.394 / 21 Melbourne, Avustralya	Çok görevli öğrenme modelinden yararlanma literatürde yer alan ilk çalışmayı yürütmüşlerdir. Çok görevli öğrenmeye dayalı modellemenin, gayrimenkul fiyatı tahmininin genel performansını önemli ölçüde iyileştirebileceği sonucuna varılmıştır.
Hedonic Analysis Of Price In The Istanbul Housing Market	Berna Keskin	ÇDR	2.175 / 25 İstanbul	Gayrimenkulün fiziksel özelliklerinin yanı sıra sosyo-ekonomik değişkenler de dikkate alınarak müstakil gayrimenkullerin ele alındığı çalışmada gayrimenkul fiyatları üzerine en etken değişkenler sırasıyla yaşam alanı, sitede olup olmama durumu ve deprem riski olarak tespit edilmiştir.
Environmental Variables and Real Estate Prices	Allan Din, Martin Hoesli ve Andre Bender	YSA ve Hedonik Model Temelli ÇDR	285 / (6-12-7-5) Cenevre İsviçre	Çevresel değişkenleri dikkate alarak 4 farklı senaryo üzerinden gerçekleştirilen deneysel tasarımların sonucu olarak çalışmada YSA'nın hedonik modele dayanan regresyon modellerinden daha iyi performans gösterdiği belirtilmiştir. Bu nedenle YSA modellerin, doğrusal yöntemlerin başarısız olduğu çeşitli

				görevlerde, karmaşık bir girdi parametresi uzayının farklı bölgelerini uzamsal olarak çözme yeteneklerinden ötürü ümit verici olacağı vurgulanmıştır.
Using Machine Learning Models and Actual Transaction Data for Predicting Real Estate Prices	Ping-Feng Pai ve Wen-Chang Wang	En Küçük Kareler Vektör Regresyonu, CART ve YSA,	32.215 / 23 Taichung Tayvan	Makine öğrenimi modellerinin parametrelerinin optimizasyonu için genetik algoritmaların kullanıldığı çalışmada, en küçük kareler destek vektör regresyonunun diğer üç tahmin modelinden daha iyi performans gösterdiği ve MAPE açısından önceki bazı çalışmalardan daha doğru sonuçlar elde ettiği bulunmuştur.
A Comparison Of Regression And Artificial Intelligence Methods in A Mass Appraisal Context	Jozef Zurada, Alan S. Levitan ve Jian Guan	ÇDR, YSA, Toplamsal Regresyon, Radyal Tabanlı Sinir Ağları, DVR, Hafızaya Dayalı Akıl Yürütme ve M5P ağaçları	16.366 / 18 (5 farklı veri seti bölümlemesi ve değişken seti kullanılmıştır) Louisville USA	Yedi farklı model ve 5 farklı senaryo üzerinde çeşitli kümeler ile gerçekleştirilen çalışmada toplamsal regresyon, M5P ağaçları ve SVR gibi geleneksel olmayan regresyon yöntemlerinin, çoğu simülasyon senaryosunda tutarlı bir şekilde ÇRA ve hafızaya dayalı akıl yürütmeden daha iyi performans gösterdiği sonucuna varılmıştır. Birçok senaryoda toplamsal regresyon en başarılı yöntem olurken sinir ağları da benzer sonuçlar sergilemiştir.
Robust Estimation Of Hedonic Models Of Price And İncome For İnvestment Property	Christian Janssen, Bo SoÈderberg ve Julie Zhou	En Küçük Kareler Regresyonu ve Yeniden Ağırlıklı En Küçük Kareler Regresyonu	351 / 6 Stokholm İsveç	Çalışmada aykırı değerlere karşı çok daha fazla duyarlı olan en küçük kareler tahmincisinin bu dezavantajını gidermek amacıyla daha sağlam bir yöntem olan yeniden ağırlıklı en küçük kareler tahmincisi kullanılmıştır. Yeniden ağırlıklı en küçük kareler tahmincisi daha iyi tahmin değerleri sunmakla birlikte ve gayrimenkul değerlemede sağlam yöntemlerin kullanılmasının önemini de doğrulamaktadır.
Erzurum İlinde Konut Fiyatlarının Çevresel, Yapısal Ve Sosyal Farklılaşması: Hedonik Fiyatlama Örneği	Cem Işık	ÇDR	154 / 14 Erzurum	Çalışma bulgularına göre 14 değişkenden sekizinin (oda sayısı, banyo, gayrimenkul büyüklüğü, ısıtmanın varlığı, asansör varlığı, site içerisinde olması, kamu alanlarına yakınlık ve komşuluk) gayrimenkul değerini artırdığı; diğer altı değişkenin (konutun yaşı, çok katlı olması, aidat varlığı, eşyalı olması, uzaklık ve cephe) ise gayrimenkul değerini azalttığı tespit edilmiştir.
Artificial Neural Network, Quantile and Semi-Log Regression Modelling of Mass Appraisal in Housing	Jose Torres-Pruñonosa, Pablo García-Estévez ve Camilo Prado-Román	YSA, Kantil Regresyonl ve Yarı Logaritmik ÇDR	188.652/ 11 Katalonya İspanya	Çalışma sonuçları, YSA'ların ve yarı logaritmik regresyonun Katalonya'daki gayrimenkul fiyatlarını modellemek için kantil regresyona göre daha iyi araçlar olduğunu göstermiştir. Sonuçlar, analiz edilen veri kümesi daha büyük

				olduğunda YSA modellerinin geliştiğini göstermektedir.
The structure of Housing Submarkets in a Metropolitan Region	Steven C. Bourassa ve Martin E. Hoeslı	PCA ile K-Means	34.753 / 29 Auckland Yeni Zelanda	Çalışmada yapısal olarak belirlenen gayrimenkul türü, gayrimenkul değeri ve coğrafi alanlara göre oluşturulmuş önsel alt pazarların temel bileşen analizi ve küme analizi yoluyla oluşturulan kısıtsız alt pazarlardan farklı olup olmadığı incelenmektedir. Kullanılan istatistiksel prosedür yapısı mevcut alt piyasaların önemli boyutlarına dayanan gayrimenkul alt piyasalarının keşfine izin vermiştir. Ayrıca çalışmanın ampirik bulgularına göre Auckland'daki gayrimenkul alt pazarlarının yapısına, gayrimenkullerin fiziksel özellikleri hakimdir.
Property Value Assessment Using Artificial Neural Networks, Hedonıc Regression And Nearest Neighbors Regression Methods	Hasan Yıldırım	ÇDR, KNN ve YSA	3.114 / 11 Adana	YSA, çalışmada kullanılan örneklem özelinde gayrimenkul fiyatlarını tahmin etmek için en iyi yöntemdir. Hem en düşük RMSE / MAE değerlerine hem de en yüksek R kare değerine sahiptir. Yazarların da belirttiği üzere bu sonuç, YSA'nın hedonik regresyondan daha iyi bir araç olduğunu doğrulamaktadır.
Boosted Tree Ensembles for Artificial Intelligence Based Automated Valuation Models	Tien Foo Sing, Jesse Jingye Yang ve Shi Ming Yu	ÇDR, Karar Ağaçları ve Artırılmış Karar Ağaçları	378.032 / 8 Singapur	Sonuçlar, önerilen yapay zekâ modellerinin (yani, artırılmış ağaç tabanlı model), çeşitli tahmine dayalı hata ölçümlerini kullanarak geleneksel ÇDR modelinden daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymaktadır.
Hedonic Estimation of Housing Market Prices In Turkey	Rüştü Yayar ve Derya Demir	ÇDR	3.709 / 45 2010 Hane Halkı Bütçe Anketi	Model sonuçlarına göre havuz, jakuzi gayrimenkulün dubleks daire olması, ısı sisteminin müşterek/merkezi olması, gayrimenkulün büyüklüğü, banka hizmetlerine ve zorunlu eğitim hizmetlerine yakın olması ve garaj bulunması vb. gayrimenkul değerini artırmaktadır. Gayrimenkulün bodrum ya da zemin kat olması, binanın yapım tarihinin eski olması, oda zemininin karo seramik olması, kullanılan yakıtın kömür olması ise gayrimenkulün değerini düşürmektedir.
Spatial Analysis of Residential Prices in Istanbul	Evren Ozus, Vedia Dokmeci, Gülay Kıroglu ve Güldehan Egdemir	ÇDR	1.468 / 17 İstanbul	İstanbul gibi metropol bir kent kapsamında 0.80 gibi nispeten yüksek bir korelasyon katsayısı elde edilen çalışmada, gayrimenkul fiyatlarını etkileyen en önemli unsurların sırasıyla alt pazar, kat alanı ve deniz manzarası olduğu tespit edilmiştir. Çalışmada ayrıca her ilçe için ayrı ayrı

				modelleme gerçekleştirilmiş ve her alt pazarın kendi özelinde değerlendirilmesinden elde edilen sonuçların daha yüksek açıklayıcılığa sahip olduğu raporlanmıştır. Ayrıca elde edilen sonuçlara göre birinci ve ikinci halkada yer alan ilçelerde gözlenen fiyat değişiminin 0,70-0,80'ini açıklarken, gecekondu bölgelerinde tespit katsayısı ve anlamlı değişken sayısı daha düşüktür.
Estimation of Residential Property Market Price: Comparison of Artificial Neural Networks and Hedonic Pricing Model	Michaela Štubňová, Marta Urbaníková, Jarmila Hudáková ve Viera Papcunová	YSA ve ÇDR	256 / 12 Nitra Slovakya	Doğrusal regresyon haricinde YSA içerisinde Levenberg-Marguart, Bayesian Regularization ve Scaled Conjugate Gradient öğrenme algoritmalarının da performansını karşılaştıran çalışma, Bayesian Regularization öğrenme alotirmasını kullanan YSA'ların, gayrimenkul piyasa fiyatı tahmininde tahmin doğruluğunu önemli ölçüde artırabileceğini belirtmektedir.
Analysis of the Mass Appraisal Model by Using Artificial Neural Network in Kaohsiung City	Lai-Pi-ying	YSA ve ÇDR	2.471 / 9 Kaohsiung Şehri Tayvan	Karşılaştırmalı ampirik çalışmanın sonuçlarına göre çoklu doğrusal regresyon ile karşılaştırıldığında YSA'nın daha üstün bir performans sergilediği ortaya konmuştur.
A Neural Network Analysis of the Effect of Age on Housing Values	A. Quang Do ve G. Grudnitski	YSA	242 / 8 San Diego USA	Gayrimenkul değeri ile gayrimenkul yaşı arasındaki ilişkinin incelenmesine yönelik sinir ağlarının kullanıldığı çalışma gayrimenkul değeri ile yaş arasındaki negatif bir değer ilişkisinin, bir gayrimenkulün yaşamının yalnızca ilk on altı ila yirmi yılı için geçerli olduğunu ortaya koymaktadır. Ayrıca çalışma, belirtilen yaştan sonra gayrimenkulün değerinde yaşanan düşüşün durmasının yanı sıra, bir gayrimenkulün, kısmen parsel büyüklüğüne bağlı olarak değer kazanmaya başlayabileceğini de göstermesi nedeniyle çarpıcı sonuçlara sahiptir.
Konut Fiyatlarına Etki Eden Faktörlerin Hedonik Modelle Belirlenmesi: Tra1 Alt Bölgesi Üzerine Bir Uygulama	Gürkan Çalmaşur, Meryem Emre Aysin	ÇDR	1.000 / 21 TRA1 Bölgesi (Erzurum, Erzincan ve Bayburt)	Çalışma sonuçlarına göre TRA1 Bölgesi'nde gayrimenkul fiyatları üzerinde en önemli değişkenlerin gayrimenkulün genişliği, oda sayısı ve gayrimenkulün şehir merkezinde olması iken bulunulan il, otopark-garaj, doğu cephe olması, bulunduğu kat gibi değişkenlerin de gayrimenkul fiyatlarını pozitif yönlü etkilediği gözlemlenmiştir. Ayrıca gayrimenkulün bulunduğu binanın yaşının ise gayrimenkul fiyatlarını negatif yönde etkilediği belirlenmiştir.

A Method for Merging Similar Zones to Improve Intelligent Models for Real Estate Appraisal	Tadeusz Lasota, Edward Sawiłow , Bogdan Trawiński, Marta Roman, Paulina Marczuk ve Patryk Popowicz	ÇDR ve MP5 Karar Ağacı	31.553 / 4 Polonya	Şehrin farklı alanlarını tek tip bölgeler halinde birleştirme konseptine dayanan çalışmada öncelikli olarak benzer gayrimenkuller birleştirilerek çeşitli veri setlerine ayrılmış ve daha sonrasında makine öğrenmesi yaklaşımları ile modellemeler gerçekleştirilmiştir. Çalışma bulguları birleştirme sonucunda elde edilen veri seti üzerinde gerçekleştirilen modellerden elde edilen tahmin sonuçlarının daha yüksek tahmin performansı sergilediğini ortaya koymaktadır.
Artificial Intelligence Algorithms To Predict Italian Real Estate Market Prices	Luca Rampini ve Fulvio Re Cecconi	YSA, XGBoost ve Elastiknet	1.203 - 1.228/ 5 Brescia - Varese İtalya	İki farklı kente ait veri seti kapsamında geliştirilen modellerde her iki şehir için en iyi sonucu YSA'nın verdiği tespit edilmiştir. Fakat yazarların da vurguladığı üzere modellerin tümü yüksek fiyatlı gayrimenkullerin tahminlenmesinde tatminkâr sonuçlar sunmamıştır.
Real Estate Price Estimation In French Cities Using Geocoding And Machine Learning	Dieudonné Tchuente ve Serge Nyawa	YSA, RF, ÇDR, DVR, AdaBoost ve KNN	Toplamda 40.000den fazla / 17-19 Paris, Marsilya, Lyon, Toulouse, Nice, Nantes, Montpellier, Bordeaux ve Lille Fransa	Fransa gayrimenkul piyasası üzerine Fransa'nın 8 büyük kentine ait gayrimenkul verileri ile gerçekleştirilen çalışmada 7 farklı popüler makine öğrenmesi yaklaşımı hem konum verileri hem de konum verileri olmaksızın test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, coğrafi kodların da dahil olduğu modellerin diğer modellere göre tüm şehirlerde tahmin performansında artışa neden olduğunu göstermiştir. Sonuçlar ayrıca, coğrafi kodlama özellikleri dikkate alınmadığında sinir ağları ve RF tekniklerinin özellikle diğer yöntemlerden daha iyi performans gösterdiğini, RF, Adaboost ve gradyan artırmanın ise coğrafi kodlama özellikleri dikkate alındığında iyi performans gösterdiğini ortaya koymaktadır.
Property Valuation using Machine Learning Algorithms: A Study in a Metropolitan-Area of Chile	V.H. Masías, M.A. Valle, F. Crespo, R. Crespo, A. Vargas ve S. Laengle	YSA, RF, DVR ve ÇDR	16.472 / 20 Santiago Şili	Çalışma kapsamında Şili'nin başkenti olan Santiago için test edilen dört makine öğrenmesi yaklaşımı içerisinde RF yönteminin en başarılı yöntem olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca elde edilen yüksek tahmin performansı geleneksel en küçük kareler regresyonuna göre makine öğrenmesi yaklaşımlarının daha iyi bir alternatif olduğunu ortaya koymaktadır.
Real Estate Valuation with Artificial Intelligence Approaches	E. Pagourtzi, K. Metaxiotis, K. Nikolopoulos, K. Giannelos ve V. Assimakopoulos	YSA, KNN, ÇDR ve YSA ile Doğrusal Regresyon	141 / 13 Atina Yunanistan	Farklı girdi değişken setleri ile gayrimenkul değerleme literatüründe kullanılan makine öğrenmesi yöntemlerini Atina gayrimenkul verileri için test eden çalışma YSA'nın çoğu durum için başarılı

		tabanlı bir Uzman Sistem		sonuçlar elde ettiğini ortaya koymuştur. Ayrıca veri setinin özelliklerine göre YSA ve doğrusal regresyon arasında karar veren bir uzman sistemin geliştirildiği çalışmada, bu uzman sisteminde kayda değer tahminler ürettiği raporlanmıştır.
Comparison of Different Machine Learning Models for Mass Appraisal Of Real Estate	Süleyman Sefa Bilgilioğlu ve Hacı Murat Yılmaz	YSA, RF, CHAID, CART, SVM	1.982 / 68 Aksaray Merkez	Aksaray Merkez ilçesi için geniş bir değişken seti ve beş farklı makine öğrenmesi ile gerçekleştirilen çalışma, YSA'larının kullanılan veri seti için en ideal toplu değerleme yöntemi olarak kullanılabileceği ve ayrıca kullanılan diğer yöntemlerin de gayrimenkul değerleme standartları kapsamında yeterli tahminler ürettiğini ortaya koymaktadır.
A Mass Appraisal Assessment Study Using Machine Learning Based on Multiple Regression and Random Forest	Seçkin Yilmazer ve Sultan Kocamana	RF ve ÇDR	1.200 / 37 Ankara Mamak	Ankara Mamak ilçesi için 96 adet değişken içerisinde alan uzmanları tarafından 37 değişkene indirilen nispeten geniş bir değişken seti ile gerçekleştirilen çalışma RF'nin çoklu doğrusal regresyon yöntemine göre daha iyi tahmin sonuçları ortaya koyduğunu göstermektedir.
Neural Network Hyperparameter Optimization For Prediction Of Real Estate Prices In Helsinki	Jussi Kalliola, Jurgita Kapočiūtė-Dzikienė ve Robertas Damaševičius	YSA	4.041 / 42 Helsinki Finlandiya	Gayrimenkul fiyatlarının tahmin görevinde kullanılmak üzere YSA'lar ile modelleme gerçekleştirilen çalışmada özellikle kullanılan YSA mimarisinin hiper-parametre optimizasyonu için Bayesian optimizasyon algoritmasının etkileri incelenmiştir. Çalışmanın ampirik sonuçları bir Bayesian optimizasyon yöntemi gibi bir optimizasyon yaklaşımının hiperparametre belirleme sürecinde kullanılmasının tahmin performansını olumlu yönde etkileyeceğini açık bir şekilde sunmaktadır.
A Fully Automated Adjustment of Ensemble Methods in Machine Learning for Modeling Complex Real Estate Systems	Jose-Luis Alfaro-Navarro, Emilio L. Cano, Esteban Alfaro-Cortes, Noelia Garcia, Matias Gamez ve Beatriz Larraz	Bagging, Boosting, RF ve CART	790.631 / 32 433 belediyeden oluşan 48 İspanya eyaleti	Tüm bir ülke için gayrimenkul fiyatlarının otomatik tahminini gerçekleştirmeyi amaçlayan çalışma bu amaçla literatürde de popüler olarak kullanılan topluluk öğrenmesi ağaçlarını tercih etmişlerdir. Gayrimenkul fiyatlarının tahminine ilişkin sonuçlar, geliştirilen tekniklerin hata ölçütleri açısından iyi bir performans gösterdiğini ve en iyi sonuçların Bagging ve RF teknikleri kullanılarak elde edildiğini göstermektedir.
Comparison Of Machine Learning Models To Provide Preliminary	Jui-Sheng Chou, Dillon-Brandon Fleshman ve Dinh-Nhat Truong	ANN, ÇDR, DVR, CART, Topluluk	209.402 / 27 Taipei City Tayvan	Bireysel yöntemler haricinde birçok topluluk öğrenmesi yaklaşımını da bir arada değerlendiren çalışma aynı zamanda parçacık sürü optimizasyonu ile oluşturduğu hibrit yaklaşımları da

Forecasts Of Real Estate Prices		Öğrenmesi (Voting, Bagging, Stacking) ve Hibrit Model		Taipei City için geniş bir örneklem üzerinden test etmektedir. Tekil yöntemler içerisinde belirlenen metrikler arasında YSA'lar en başarılı model olurken, torbalama ile oluşturulan YSA'lar topluluk öğrenmesi içerisindeki en başarılı model olmuştur. Ayrıca parçacık sürü optimizasyon algoritması ile optimize edilen torbalama YSA modelli tüm modeller içerisinde en başarılı tahmin gücüne sahip olarak hibrit ve topluk öğrenmesi yaklaşımlarının performans üzerindeki olumlu etkilerini göstermektedir.
Real Estate Valuation Models Performance in Price Prediction	Adela Deaconu, Anuța Buiga ve Helga Tothăzan	ANN ve Genelleştirilmiş Doğrusal Model	900 / 33 Cluj-Napoca Romanya	Çalışmanın ampirik sonuçları, YSA'nın gayrimenkul satış fiyatları tahmin yeteneği açısından genelleştirilmiş doğrusal modelden daha üstün olduğunu göstermektedir. Ek olarak, YSA'nın şeffaflık eksikliğine ilişkin eleştirilere karşı koymak için satış fiyatı için önem açısından gayrimenkul özellikleri çalışmada sınanmaktadır.
Enhancing The Accuracy Of Malaysian House Price Forecasting: A Comparative Analysis On The Forecasting Performance Between The Hedonic Price Model And Artıfıcial Neural Network Model	Nurul Fazira Sa'at, Nurul Hana Adi Maimun ve Nurul Hazrina Idris	ANN ve ÇDR	3.732 / 21 Johor Bahru Malezya	Sonuçlar, YSA'nın hem istatistiksel hem de tahmin performansı açısından hedonik regresyon modelinden daha iyi performans göstermekle birlikte YSA'larının Malezya'daki gayrimenkul fiyatlarının tahmini için uygun bir araç olduğunu da ortaya koymaktadır.
A House Price Valuation Based On The Random Forest Approach: The Mass Appraisal Of Residential Property in South Korea	Jengei Hong, Heeyoul Choi ve Woo-Sung Kim	RF ve Sıradan En küçük kareler tabanlı ÇDR	16.601 / 26 Gangnam Güney Kore	Çalışma, RO yönteminin, sırandan en küçük kareler tabanlı doğrusal regresyon modellerinin tam olarak yakalayamadığı değer belirleme sürecinin karmaşıklığını daha başarılı bir şekilde yansıttığını göstermektedir. Ayrıca, RO tahmin edicisinin geleneksel hedonik fiyatlandırma modelinden daha az aykırı tahminde bulunduğu; RO için tahminlerin gerçek fiyattan %50'den fazla sapma olasılığı yalnızca %0,5 iken, sıradan en küçük kareler tabanlı tahminlerin bunu yapma olasılığının neredeyse %3,8 olduğu raporlanmıştır.
Variable Selection For Hedonic Model Using Machine Learning	Sanglim Yooa, Jungho Im. ve John E. Wagnera	RF, Cubist ve ÇDR	4.469 / 31 New York (Onondaga County) ABD	Hedonik modelleme için geleneksel değişken seçim yöntemlerinden daha esnek bir değişken seçimi süreci öneren çalışma, iki makine öğrenme tekniğinin, gayrimenkul fiyat tahmini

Approaches: a Case Study in Onondaga County, NY				için klasik ÇDR regresyon yönteminden daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymaktadır.
Combining Housing Price Forecasts Generated Separately by Hedonic and Artificial Neural Network Models	Salvatore Joseph Terregrossa ve Mohammed Hussein Ibadi	YSA, ÇDR ve bu iki modellin birleştirilmesi ile oluşturulan modeller	100 / 6 İstanbul	YSA'larının hedonik modelden daha iyi sonuçlar verdiğini raporlayan çalışma, aynı zamanda bu iki modelin tahmin sonuçları ile ağırlıklı en küçük kareler regresyonu tarafından oluşturulan birleştirme modelinin bu iki model ve alternatif birleştirme modellerinden de daha iyi sonuçlar verdiğini göstermektedir.
Forecasting the House Price for Ahvaz City: the Comparison of the Hedonic and Artificial Neural Network Models	Salar Ghorbani ve Seyyed Morteza Afgheh	YSA ve ÇDR	286 / 27 Ahvaz İran	Çalışma kapsamında elde edilen sonuçlar neticesinde YSA'nın Ahvaz'da gayrimenkul fiyatını tahmin etmede daha az hata ve dolayısıyla daha yüksek performans gösterdiği görülmüştür.
Housing Price Determinants in Istanbul, Turkey	Onur Özsoy ve Hasan Şahin	CART	1.049 / 31 İstanbul	Türkiye'de gayrimenkul fiyatlarının belirleyicilerinin tespit edilmesinde makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanılmasına öncülük eden çalışmada, büyüklük, asansör, güvenlik, merkezi ısıtma ünitesi ve manzaranın İstanbul'da gayrimenkul fiyatlarına etki eden en önemli faktörler olduğu tespit edilmiştir.
Improve the House Price Prediction Accuracy with a Stacked Generalization Ensemble Model	Shilong Xiong, Qibo Sun ve Ao Zhou	Lasso, ElasticNet, RF, Extra Tree, XGBoost, Gradyan Artırma Karar Ağacı ve Yığınlama	8.245 / 12 Victoria City Avustralya	Çalışma bulgularına göre Bayesyen optimizasyon kullanılarak hiper-parametreleri ayarlanan bireysel makine öğrenmesi modelleri ile oluşturulan yığınlama modelleri tüm bireysel model performanslarından daha iyi sonuç vermiştir.
Incorporating Remote Sensing Information in Modeling House Values: A Regression Tree Approach	Danlin Yu ve Changshan Wu	Sıradan En küçük kareler tabanlı Regresyon Modeli ve CART	68.906 / 7 Milwaukee ABD	Uzaktan algılama teknolojilerinden elde edilen çevresel özelliklerin de kullanıldığı çalışmada regresyon ağacının, doğrusal regreyon modeline göre daha az hata değeri ürettiği ve uzaktan algılama ile türetilen çevresel özelliklerin ev değerleri üzerinde güçlü etkileri olduğu bulunmuştur.
Predicting Housing Value: A Comparison of Multiple Regression Analysis and Artificial Neural Networks	Nghiep Nguyen ve Al Cripps	YSA ve ÇDR	3.906 / 6 Rutherford County ABD	Çalışma bulgularına göre yeterli eğitimi veri seti ve uygun YSA parametreleri sağlanırsa YSA, ÇDR'ye göre daha iyi performans göstermektedir. Ayrıca yazarlar pratik amaçlar için, yeterli örnek veri seti olduğunda ve veri modeli işlevsel formu için teorik bir temel olmadığında YSA'nın daha uygun olduğunu belirtirken aksi takdirde, ÇDR'nin gayrimenkul fiyat tahmini için kullanabileceğini belirtmektedir.

Determinants of House Prices in Turkey: A Hedonic Regression Model	Sibel Selim	ÇDR	8.600 / 46 2004 Hane Halkı Bütçe Anketi	Hedonik modelin tahmininde yarı logaritmik form ile sıradan en küçük kareler yönteminin kullanıldığı çalışmada su sistemi, havuz, gayrimenkul tipi, oda sayısı, gayrimenkul büyüklüğü, yerleşim özelliği ve bina tipinin gayrimenkul fiyatlarını etkileyen en önemli değişkenler olduğu ortaya konmaktadır.
A Neural Network Based Model for Real Estate Price Estimation Considering Environmental Quality Of Property Location	Vincenza Chiarazzo, Leonardo Caggiani, Mario Marinellia ve Michele Ottomanelli	YSA	193 / 42 Taranto İtalya	Hava kirliliği ve gürültü seviyeleri ile peyzaj özelliklerinin de değişken setine dahil edildiği çalışmada plaja yakınlık, bahçe veya terasın varlığı gibi mülke özgü özellikler ile SO^2'nin maksimum değeri gibi hava kirliliğine ait değişkenlerle birlikte metro ve otobüs duraklarına yakınlık gibi ulaşım değişkenleri, YSA üzerine uygulanan bir duyarlılık analizi vasıtasıyla gayrimenkul değeri üzerine en etken değişkenler olarak tespit edilmiştir.
Application of Artificial Neural Networks to Predict the Selling Price in The Real Estate Valuation Process	Youness El Hamzaoui ve Jose Alfredo Hernández Perez	YSA	148 / 13 Kazablanka Fas	Levenberg Marquardt öğrenme algoritması ile geri yayılım kullanılarak geliştirilen YSA'ları ile Fas'ın Kazablanka kenti için gayrimenkul fiyat tahmininde yüksek korelasyon katsayısı ile başarılı tahmin değerleri elde edilmiştir.
Yapay Zekâ ile Konut Fiyatlarının Tahmin Edilmesi	Emrah Aydemir, Cemal Aktürk ve Mehmet Ali Yalçınkaya	14 Farklı Makine Öğrenmesi Modelli	852 / 176 İstanbul Ataşehir	14 farklı makine öğrenmesi yöntemi kullanılarak gerçekleştirilen gayrimenkul fiyat tahmin işleminde en yüksek başarı, RF algoritması ile elde edilmiştir.
Artificial Neural Networks versus Multiple Regression in the Valuation of Residential Property	Peter Rossini	YSA ve ÇDR	334 / 10 Adelaide-Payneham Avustralya	Mevcut veri seti üzerinden 3 farklı senaryo ile gerçekleştirilen ampirik bulgular çoklu doğrusal regresyonun daha düşük ortalama ve mutlak hata ile YSA'na göre daha az "riskli" sonuçlar ürettiği sonucuna varmaktadır. Ayrıca genel olarak YSA'ları düşük fiyatlı gayrimenkuller için daha iyi sonuçlar üretirken, çoklu doğrusal regresyon orta ve yüksek fiyatlı gayrimenkullerde daha iyi tahmin sonuçları üretmiştir.
Machine Learning, Deep Learning, and Hedonic Methods for Real Estate Price Prediction	Mahdieh Yazdani	ÇDR, YSA, RF ve KNN	1.018 / 24 Boulder-Colorado ABD	Ampirik sonuçlar neticesinde çalışma, Colorado Boulder şehrinde gayrimenkul fiyatlarının tahmininde RF ve YSA algoritmalarının doğrusal regresyon tabanlı hedonik regresyon analizine göre daha iyi alternatifler olabileceğini göstermektedir.
Ankara'da Konut Fiyatları Farklılaşmasının Hedonik Analiz	Leyla Alkan Gökler	ÇDR	8.942 / 20 Ankara	Çalışma kapsamında gayrimenkul fiyatlarına pozitif etki eden faktörlerin gayrimenkulün büyüklüğü, banyo sayısı, bulunduğu kat, dairenin Çankaya, Gölbaşı veya Keçiören

Yardımıyla İncelenmesi				ilçelerinde bulunması ve gayrimenkulün merkezi ısıtma sistemine sahip olması olarak bulunmuştur. Bunun yanında gayrimenkulün oda sayısı, yaşı ve Etimesgut ilçesinde yer alması gayrimenkul fiyatlarını anlamlı fakat negatif olarak etkilemektedir.
Model Research on Forecast of Second-Hand House Price in Chengdu Based on XGBoost Algorithm	Zhen Peng, Qiang Huang ve Yincheng Han	ÇDR, Karar Ağacı ve XGBoost	35.417 / 10 Çengdu Çin	Açık erişimli bir emlak sitesi üzerinden elde edilen veriler ile üç farklı makine öğrenmesi yöntemini karşılaştıran çalışmanın ampirik bulgularına göre XGBoost yöntemi diğer yöntemlere göre daha üstün performans göstermiştir.
A Neural Network Approach to Residential Property Appraisal	A. Quang Do ve Gary Grudnitski	ÇDR ve YSA	163 / 8 San Diego ABD	Gayrimenkul piyasasında YSA'larının fizibilitesine yönelik literatürdeki ilk çalışmalardan birisi durumundaki bu çalışma, regresyon tahminlerinin yaklaşık yüzde 20'sinin yüzde 5'ten daha az mutlak hataya sahipken sinir ağı tahminlerinin yüzde 40'ından fazlasının ise yüzde 5'in altında mutlak hataya sahip olduğunu bulmuştur. Bu bulgular neticesinde YSA'larının, gayrimenkul değerleme sürecinde, çoklu doğrusal regresyon modellerine önemli bir alternatif olduğunu göstermektedir.
Artificial Intelligence and the Mass Appraisal of Residential Apartments	Danny P. H. Tay ve David K. H. Ho	ÇDR ve YSA	1.055 / 10 Singapur	YSA'ları gayrimenkul değerleme alanında kullanan öncül çalışmalardan birisi olarak elde edilen ampirik sonuçlar, YSA'larının gayrimenkul fiyatlarının toplu olarak değerlendirilmesinde geleneksel ÇDR'ye göre iyi bir alternatif oluşturduğunu ortaya koymaktadır.
House Price Prediction: Hedonic Price Model vs. Artificial Neural Network	Visit Limsombunchai, Christopher Gan ve Minsoo Lee	Ağırlıklı En Küçük Kareler ve YSA	200 / 12 Christchurch Yeni Zelanda	Hedonik modellerin tahmin performansı her ne kadar tatminkâr olsa da (% 75'ten yüksek) sinir ağı modeli hem eğitim veri seti üzerinde hem de örneklem dışı tahminlerde hedonik modele göre çok daha iyi tahmin performansı ortaya koymuştur. Bu çalışmada sunulan ampirik kanıtlar, gayrimenkul fiyatı tahmininde sinir ağının potansiyelini desteklemektedir.
Machine Learning based Predicting House Prices using Regression Techniques	Manasa J., Radha Gupta ve Narahari N.S.	ÇDR, Lasso, Ridge, DVR ve XGBoost	11.200 / 8 Bengaluru Hindistan	Gayrimenkul değerleme sürecinde birden fazla modeli karşılaştırmayı amaçlayan çalışmanın bulgularına göre ilgili örneklem üzerinde XGBoost yaklaşımı örneklem dışı verilerin tahminlenmesinde en başarılı yöntem olarak belirlenmiştir.
Comparing Multilevel Modelling and Artificial Neural Networks in	Yingyu Feng ve Kelvyn Jones	Çok Seviyeli Modeller, ÇDR ve YSA	65.302 / 3 Farklı senaryo ile farklı değişken	Literatürde kullanılan diğer yöntemlerden farklı olarak çok seviyeli modellerin de kullanıldığı çalışmada hem YSA hem de ÇDR modeli çok seviyeli regresyon

House Price Prediction			sayısı kullanılmıştır Greater Bristol Birleşik Krallık	modelinden daha iyi sonuçlar ortaya koymamıştır. Ayrıca üç farklı senaryo üzerinden gerçekleştirilen ampirik deneylerin ikisinde hedonik regresyon modeli YSA'dan daha iyi tahmin performansı ortaya koyarak literatürdeki bir çok çalışma ile çelişen bir sonuç ortaya koymuştur.
Konut Fiyatlarının Tahmininde Hedonik Model İle Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması: Tr 52 Bölgesinde Amprik Bir Çalışma	Ayşe Elif Yazgan, Nezahat Koçyiğit, Yasemin Telli Üçler ve Emine Nihan Cici Karaboğa	YSA ve Hedonik Regresyon Modelli	2.586 / 58 Konya ve Karaman	Konya ve Karaman illeri için ortak bir veri seti üzerinde yürütülen çalışmanın ampirik sonuçları, değerlendirmede kullanılan tüm metriklerin de gösterdiği üzere YSA modelinin hedonik modele göre gayrimenkul fiyat tahmininde daha üstün sonuçlar koyduğunu göstermektedir.
Housing Price Prediction using Machine Learning Algorithms: The Case of Melbourne City, Australia	The Danh Phan	Polinom Regresyon, YSA, Karar Ağacı ve DVR	34.857 / 11 Melbourne Avustralya	Melbourne şehrindeki gayrimenkul piyasası hakkında değerli bilgiler elde etmek ve gayrimenkul fiyat tahmini için tarihsel işlem veri setini kullanan çalışma sonuçları, kademeli regresyon yöntemi ile gerçekleştirilen özellik seçimi sonucu uygulan DVR'nin en iyi tahmin performansını gösterdiği yönünde olmuştur. Ayrıca polinom regresyon yöntemi de kayda değer bir performans sergilemiştir.
Konut Piyasalarında Hedonik Değerleme Modeli Tahmini: Ankara İli Çankaya İlçesi Çukurambar Bölgesi Örneği	Gizem Hayrullahoğlu, Yeşim Aliefendioğlu, Harun Tanrıvermiş ve Ahmet Cevdet Hayrullahoğlu	Sınırlı Doğrusal Regresyon, Kademeli Regresyon ve YSA	163 / 8 Ankara	Ekonometride sıklıkla tercih edilen regresyon modellerinin yanı sıra YSA'nın iki farklı öğrenme yöntemi ile test edildiği çalışmada literatürde mevcut birçok çalışmanın bulgu sonuçlarına zıt bir şekilde kademeli regresyon yöntemi en yüksek tahmin performansı göstermiştir.
Artificial Intelligence Applied To Real Estate Valuation An Example For The Appraisal Of Madrid	Julio Gallego Mora-Esperanza	ÇDR ve YSA	100 / 12 Madrid İspanya	Çalışmada gerçekleştirilen deneysel tasarımın sonuçları ışığında YSA'ların gayrimenkul piyasası değişkenlerinin toplu davranışını, ÇDR yaklaşımına göre çok daha iyi yakalayabileceği göstermektedir.
Artificial intelligence in property valuations An application of artificial neural networks to housing appraisal	Pierluigi Morano, Francesco Tajani, Carmelo Maria Torre	YSA	90 / 7 Bari İtalya	YSA'ların, piyasada bulunan çok az bilgiyle bile diğer gayrimenkullerin değerinin başarılı bir şekilde tahminlenmesine imkân veren bir araç olduğu çalışma bulguları ile gösterilmiştir.
The Potential Of Artificial Neural Networks In Mass Appraisal:	William McCluskey, Peadar Davis, Martin Haran,	ÇDR, Çoklu Doğrusal Olmayan Regresyon	2.694 / 6 Lisburn İrlanda	Çalışma, yarı logaritmik doğrusal olmayan regresyon modelinin YSA'dan daha iyi performans sonuçları ve daha büyük öngörü

The Case Revisited	Michael McCord ve David McIlhatton	(Yarı Log ve Log-Log) ve YSA		yeteneği üretme yeteneğine sahip olduğunu göstermektedir.
Artificial Neural Networks For Predicting Real Estate Prices	Julia Margarita Núñez-Tabales, José M Caridad, Francisco José Rey	YSA	952 / 15 İspanya	Temel olarak YSA ile modelleme yapılan çalışmada elde edilen tahmin sonuçları benzer alanlar üzerinde yapılan çalışmalarla tutarlılık izlemektedir. Ayrıca hedonik model ile karşılaştırıldığında YSA'nın daha iyi sonuçlar verdiği çalışmada gözlemlenmiştir.
Forecasting Housing Prices by Using Artificial Neural Networks	Tolga Yeşil, Fatma Akyüz ve Utku Köse	YSA	636 / 10 Uşak	Çalışma bulguları ve yazarların ifadesi ile YSA modeli, farklı özelliklere sahip gayrimenkuller için satış fiyatları konusunda yeterince iyi tahmin gerçekleştirmektedir. Elde edilen ampirik sonuçlar neticesinde YSA modelinin, geniş bir toplum kitlesinin ihtiyaç duyduğu, gayrimenkullerin optimum satış fiyatının belirlenmesinde uygun bir karar destek sistemi olarak kullanılabileceği söylenebilir.
Modelling Property Values in Nigeria Using Artificial Neural Network	Rotimi Boluwatife Abidoye ve Albert P. C. Chan	YSA	370 / 11 Lagos Nijerya	Çalışma kapsamında ele alınan metrikler neticesinde geliştirilen modelin tahmin yeteneği, YSA değerlendirme tekniğinin Lagos metropol gayrimenkul piyasasında tatmin edici doğru ve güvenilir değerleme tahminlerini gerçekleştirebileceğini göstermektedir.
Creating A Valuation Map in GIS Through Artificial Neural Network Methodology: A Case Study	Şükran Yalpır, S. Savas Durduran, Fatma Bünyan Ünel ve Melisa Yolcu	YSA ve ÇDR	300 / 9 Konya	Özellike konum verilerinin daha yoğun olduğu bir özellik kümesi ile gerçekleştirilen çalışmada her iki modelde yaklaşık %4 gibi nispeten düşük bir hata oranı elde etmiştir. Her ne kadar aralarındaki hata oranı yakın olsa da YSA'ları daha düşük hata oranı ile daha iyi sonuç vermiştir.
Sensitivity Analysis of Machine Learning Models for the Mass Appraisal of Real Estate. Case Study of Residential Units in Nicosia, Cyprus	Thomas Dimopoulos ve Nikolaos Bakas	RF, Gradyan Artırma, ÇDR ve Doğrusal olmayan Regresyon	3.786 / 9 Lefkoşa Güney Kıbrıs	Elde edilen ampirik sonuçlar neticesinde RF modeli diğer modellere göre daha üstün bir performans ile gayrimenkul fiyatlarını tahminlemiştir. Ayrıca çalışma kapsamında detaylı olarak geliştirilen duyarlılık analizlerinin mevcut değişkenlerin fiyat üzerine etkisini ölçmede faydalı bir araç olabileceğini göstermektedir.
Neural Network vs. Hedonic Price Model: Appraisal of High-Density Condominiums	K.C. Wong, Albert T.P. So ve Y.C. Hung	YSA ve ÇDR	216 / 12 Hong Kong	Çalışma bulgularına göre sinir ağları, hedonik yöntemlerin %8 ila %9 arasında değişen hata oranlarına nazaran, yaklaşık %5 hata oranı ile önemli ölçüde daha küçük standart sapmalar vermiştir.

An Artificial Neural Network and Entropy Model for Residential Property Price Forecasting in Hong Kong	K. C. Lam, C. Y. Yu ve K. Y. Lam	YSA	4.143 / 29 Hong Kong	Entropy yöntemi kullanılarak özellik seçiminin ve farklı örneklem büyüklüklerinin farklı ağ mimarileri ile olan kombinasyonlarının test edildiği bu çalışma YSA'nın, uygun girdi değişkenleri ve nispeten daha küçük örneklem büyüklükleriyle gayrimenkul fiyatı tahmininde oldukça başarılı bir yöntem olduğunu göstermektedir.
Towards an intelligent residential appraisal model	Jenkins, D. H., Lewis, O. M., Almond, N., Gronow, S. A., ve Ware, J. A.	YSA, ÇDR ve SOM	990 / 50 Birleşik Krallık	Çalışmanın ampirik bulguları ışığında veri setinin direkt olarak modellenmesinden ziyade öncesinden homojen pazarların denetimsiz bir öğrenme ile belirlenmesi performansta % 10'luk bir artışa neden olmuştur.
A Machine Learning Approach to Big Data Regression Analysis of Real Estate Prices For Inferential And Predictive Purposes	Jorge Iván Pérez-Rave , Juan Carlos Correa-Morales ve Favián González-Echavarría	Karar Ağaçları ve ÇDR	61.826 / 17 Kolonbiya 58888 / 162 ABD	Çalışma, özellikle bir özellik seçimi yaklaşımı kullanarak gayrimenkul verileriyle ilgili çıkarımı ve tahmini kolaylaştıran bir makine öğrenimi yaklaşımı altında büyük veri regresyonunun analizi için iki aşamalı bir metodoloji sağlamaktadır. İki farklı veri setinin kullanıldığı çalışmada, farklı örnek büyüklükleri için oldukça cimri ve kararlı modeller elde etmenin yanı sıra elde edilen regresyon fonksiyonlarının çıkarımsal ve öngörücü kullanımından yararlanmanın değeri gösterilmektedir.
A Comparison of Multiple Regression and Neural Networks for Forecasting Real Estate Values	Daniel Friesen, Mike Patterson ve Bob Harmel	YSA ve ÇDR	30 farklı mahalle için farklı sayıda gözlem kullanılmıştır / 7 Teksas ABD	Toplamda otuz farklı mahalle için ayrı ayrı modellerin geliştirildiği çalışmada YSA bu mahallelerin 26'sında bariz bir şekilde daha iyi tahmin performansı sergilemiştir. Böylelikle ilgili bölge kapsamında YSA'ların tek aileli gayrimenkullerin fiyatlarının tahmin edilmesinde etkili olduğu gösterilmiştir.
Comparative Study on Estimate House Price Using Statistical And Neural Network Model	Azme Bin Khamis ve Nur Khalidah Khalilah Binti Kamarudin	YSA ve ÇDR	1.047 / 5 New York ABD	YSA ve ÇDR modellerini bir gayrimenkul veri seti üzerinde karşılaştırmayı amaçlayan çalışmanın bulguları neticesinde YSA'nın ÇDR'a göre tahmin performansının % 26,475 daha yüksek olduğu tespit edilmiştir.
Impact of Artificial Neural Networks Training Algorithms on Accurate Prediction Of Property Values	Joseph Awoamim Yacim ve Douw Gert Brand Boshoff	YSA (4 faklı eğitim algoritması) ve Çoklu Doğrusal Regresyon (3 farklı fonksiyonel form)	3.232 / 10 Cape Town Güney Afrika	Çeşitli eğitim algoritmalarının ve fonksiyonel formların kullanıldığı çalışmada en başarılı tahmin değerlerini Levenberg-Marquardt tarafından eğitilmiş YSA'nın verdiği bulunmuştur. Fakat çalışma bulgularına göre her ne kadar ÇDR modelleri daha az başarılı tahmin değerleri sunmuş olsalar da basitlik, tutarlılık, konumsallık, şeffaflık ve uygulanabilirlik bağlamlarında YSA'larından daha üstün oldukları

				için yarı log modelin toplu değerlendirme alanında daha sağlam bir model olduğu ortaya konmuştur.
Estimating the Performance of Random Forest versus Multiple Regression for Predicting Prices of the Apartments	Marjan Ceh, Milan Kilibarda, Anka Lisec ve Branislav Bajat	RF ve ÇDR	7.407 / 36 Ljubljana Slovenya	Çalışma kapsamında farklı özellik seçim yöntemleri de kullanılarak özellikle gayrimenkul piyasasının dalgalı olduğu bir dönem üzerinde iki farklı model ve mimari ile modelleme çalışması yapılmıştır. Araştırma bulguları RF algoritmasının, apartman değerlerindeki değişkenliği daha iyi tespit edebildiği ve bunları karmaşık bir kent için de ÇDR'den daha etkili bir şekilde tahmin ettiğini ortaya koymuştur.
Combining BP with PSO Algorithms in Weights Optimization and ANNs Training For Mass Appraisal of Properties	Joseph Awoamim Yacim ve Douw Gert Brand Boshoff	YSA ve ÇDR (3 farklı fonksiyon el form)	3.526 / 16 Cape Town Güney Afrika	Diğer birçok çalışmada da olduğu gibi bu çalışma kapsamında da YSA üstün bir performans göstermiştir. Ayrıca araştırmanın bulguları parçacık sürüsü optimizasyonu ile YSA'larını birleştirmenin tahmin doğruluğunu artırdığını bulmuştur.
Comparison Of SVR And MRA Methods in Real Estate Valuation	Şükran Yalpır, Gülay Tezel ve Fatma Bünyan Ünel	DVR ve ÇDR	142/10 Konya	Konya ili kapsamında destek vektör regresyonu ve geleneksel ÇDR yöntemleri uygulanmış ve en başarılı sonuca ise DVR ile ulaşıldığı sonucuna çalışma bulgularında yer verilmiştir.
Real Estate Market Price Prediction Framework Based on Public Data Sources with Case Study from Croatia	Leo Mrsic, Hrvoje Jerkovic ve Mislav Balkovic	Gradient Boosting, AdaBoost, Karar Ağaçları, KNN, ÇDR ve XGBoost	7.416/48 Zagreb Hırvatistan	Bu araştırmanın nihai sonuçları, gayrimenkul fiyatı değerlemesine dayalı olarak daha bilinçli kararlar verilmesi adına en başarılı modelin XGBoost olduğunu göstermektedir.
Neural Networks Support Vector Machine For Mass Appraisal of Properties	Joseph Awoamim Yacim ve Douw Gert Brand Boshoff	YSA, DVR, Coğrafi Ağırlıklı Regresyon, Uzamsal Hata Modeli, Uzamsal Gecikme Modeli, ÇDR ve YSA hibritti	3.225 / 11 Cape Town Güney Afrika	Çalışma kapsamında bulgular, geliştirilen hibrit sistemin YSA'dan, DVR'den ve sıradan en küçük kareler temelli doğrusal regresyonundan daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Ancak, mekânsal modeller kapsamında ise uzamsal hata modeli, gerçekleştirilen hibrit sistem de dâhil olmak üzere en iyi fiyatlandırma tekniği olarak belirlenmiştir.
Real Estate Valuation Using Regression Models and Artificial Neural Networks: an Applied Study in Thessaloniki	Alexios Georgiadis	ÇDR, Coğrafi Ağırlıklı Regresyon, Uzamsal Hata Modeli, Uzamsal	752 / 30 Selanik Yunanistan	Selanik gayrimenkul piyasasında farklı yöntemler ve topluluk modellerinin sonuçlarının uygulandığı çalışmada YSA, bireysel modeller içerisinde oldukça yüksek bir performans sergilerken, geliştirilen yığınlama modeli en iyi tahmin sonuçlarını ortaya koymuştur.

		Gecikme Modeli, YSA, Yığınlama		
Integrating Artificial Neural Networks And Gis For Single-Property Valuation	Abdul Ghani Sarip	YSA	138 / 11 Kuala Lumpur Malezya	Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) kullanılarak mevcut konum verilerinin düzenlendiği çalışmada YSA'ları tarafından gerçekleştirilen minimum ve maksimum tahmin hataları sırasıyla %1 ve %11 olarak tespit edilmiştir. Elde edilen bu bulgular ışığında CBS temelli bir YSA ile elde edilen sonuçlar otomatik değerleme sürecinden YSA'larının ne kadar etkin bir model olduğunu ortaya koymaktadır.
Çoklu Regresyon ve Yapay Sinir Ağları ile Tokat İlinde Konut Değerleme Çalışması	Mehmet Emin Tabar, Aslan Cihat Başara, Yasemin Şişman	ÇDR ve YSA	176 / 7 Tokat	Tokat ili kapsamında homojen durumdaki bir mahalle için gerçekleştirilen modellemeler neticesinde literatürdeki diğer ampirik çalışma bulguları ile benzer olarak YSA'ların gayrimenkul fiyat tahmininde daha iyi performans gösterdiği sonucuna varılmıştır.
Big Data in Real Estate? From Manual Appraisal to Automated Valuation	Nils Kok, Eija-Leena Koponen ve Carmen Adriana Martínez-Barbosa	ÇDR, RF, Gradyan Artırma ve XGBoost	57.127 / 23 Kaliforniya, Florida, Teksas ABD	Konum üzerinden türetilen değişkenlerin model üzerindeki etkisinin detaylı olarak incelendiği çalışmada bu değişkenlerin model açıklayıcılığı üzerinden yüksek etkiye sahip olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca gelişmiş ve güncel yapay öğrenme yaklaşımlarının kullanıldığı çalışmada XGBoost ve gradyan artırma diğer modellere kıyasla tüm veri setleri üzerinde oldukça başarılı sonuçlar elde etmiştir.
Commercial Properties Prices Appraisal: Alternative Approach Based On Neural Networks	Julia Margarita Núñez-Tabales, Francisco José Rey ve José M Caridad	YSA ve ÇDR	202 / 17 Córdoba İspanya	ÇDR temelli hedonik model ile karşılaştırıldığında YSA metodolojisi, ticari bir alanın fiyat oluşumunu tahmin etmek için daha iyi bir alternatif olduğunu çalışma sonuçlar ile göstermektedir. YSA, hedonik metodolojiden çok daha üstün bir düzeyde ayarlama, gözlemler ve tahminler arasında daha fazla korelasyon ve daha iyi hata göstergeleri üretmiştir.
A Data Mining Model by Using ANN for Predicting Real Estate Market: Comparative Study	Itedal Sabri Hashim Bahia	YSA	506 / 13 Boston ABD	Simülasyon örneklerinde gayrimenkul fiyat tahmininde önemli sonuçlar gösteren YSA'ları, %96'nın üzerinde bir model açıklayıcılığı elde etmiştir.
Non-Conventional Approaches To Property Value Assessment	Jozef M. Zurada, Alan S. Levitan ve Jian Guan	YSA, ÇDR ve K-En Yakın Komşu	360 / 16 Louisville ABD	Sonuçlar, diğer çalışmaların aksi yönde yapay öğrenme yaklaşımlarının hiçbirinin çalışma kapsamında kullanılan veri seti için tutarlı bir şekilde üstün olmadığını göstermektedir.

Performance of Multiple Linear Regression and Nonlinear Neural Networks and Fuzzy Logic Techniques in Modelling House Prices	Siti Amri ve Gurudeo Anand Tularam	YSA, ÇDR ve ANFIS	7.849 / 11 Bathurst Avustralya	Bu karşılaştırmalı çalışma, YSA ve ANFIS gibi doğrusal olmayan modellerin beklendiği gibi daha iyi performans gösterdiğini ancak doğrusal yöntemlerin de geliştirilebileceğini bulmuştur.
Research On Factors Affecting Real Estate Values by Data Mining	Filiz Ersoz, Taner Ersoz ve Muhammet Soydan	CHAID ve CART	128 / 16 Karabük	İki farklı karar ağacı yaklaşımının kullanıldığı çalışmada, CART yaklaşımı yüksek model açıklayıcılığı ile otomatik değer tahmininde istatistiksel modelleme ve makine öğrenimi gibi ileri teknolojilerin başarısını ortaya koymaktadır.
Comparison of Bagging, Boosting and Stacking Ensembles Applied to Real Estate Appraisal	Magdalena Graczyk, Tadeusz Lasota, Bogdan Trawiński ve Krzysztof Trawiński	Torbalama, Güçlendirme ve Yığınlama topluluk öğrenmesi yaklaşımları	1.098 / 4 Polonya	Çalışmanın temel amacı, gayrimenkul değerlemeye yardımcı olmak için modellerin performansını nasıl iyileştirdiklerini incelemek için toplu öğrenmeye yönelik üç yaklaşımı, yani bagging, stacking ve boosting yöntemlerini karşılaştırmaktır. Elde edilen sonuçlar topluluk öğrenmesi yaklaşımlarının tahmin performansını iyileştirdiğini ve istifleme yöntemin en iyi sonuçlar verdiğini göstermektedir.
Boosted Regression Trees An Application For The Mass Appraisal Of Residential Property in Malaysia	William J. McCluskey, Dzurllkanian Zulkarnain Daud ve Norhaya Kamarudin	ÇDR ve Güçlendirilmiş Regresyon Ağaçları	313 / 24 Malezya	Güçlendirilmiş regresyon ağaçlarının, ÇDR yöntemlerine göre daha iyi tahmin performansı ortaya koyduğunu bulan çalışma özellikle verilerin karmaşık ve heterojen olduğu durumlarda makine öğrenmesi yaklaşımlarının daha avantajlı olduğunu ortaya koymaktadır.
Effectiveness Comparison Of The Residential Property Mass Appraisal Methodologies In The USA	Chung Chun Lin ve Satish B. Mohan	ÇDR, Toplamsal Parametrik Olmayan Regresyon ve YSA	33.342 / 7 Amherst / New York USA	Çalışma bulgularına göre YSA diğer modellere göre daha düşük hata değerleri üreterek daha iyi bir performans ortaya koymuştur. Fakat daha düşük ve orta fiyatlı gayrimenkuller için üç modelden herhangi birinin benzer doğrulukla kullanılabileceği, ancak daha yüksek fiyatlı gayrimenkuller için YSA'nın çok daha doğru sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.
Using Machine Learning Algorithms for Housing Price Prediction: The Case of Islamabad Housing Data	Imran, Umar Zaman, Muhammad Waqar ve Atif Zaman	DVR, RF, ElastikNet, Ridge, Lasso, Stokastik Gradyan İnişi ve Gradient boosting regresyon	44.647 / 22 İslamabad Pakistan	Çalışma kapsamında kullanılan makine öğrenmesi yaklaşımları oldukça tatminkâr tahmin performansları ortaya koymakla birlikte DVR diğer modellere göre çok daha düşük tahmin hataları ile en iyi model olarak belirtilmiştir.

Data-Driven Techniques for Mass Appraisals. Applications To The Residential Market Of The City Of Bari (Italy)	Francesco Tajani, Pierluigi Morano, Marco Locurcio ve Carmelo Maria Torre	ÇDR, YSA ve Polinom Regresyon	90 / 7 Bari İtalya	Polinom regresyon diğer modellere kıyasla daha üstün tahmin performansı ortaya koymuştur. Çalışma diğer çalışmaların aksine YSA'larının tüm veri setleri için uygun bir model olmadığını ortaya koymaktadır.
Research on Ensemble Learning-based Housing Price Prediction Model	Bowen Yang ve Buyang Cao	RF, XGBoost, ExtraTree, Gradyan Artırma Karar Ağacı ve Yığınlama	20.000 / 15 California ABD	Yığınlama ile geliştirilen topluluk öğrenmesi yaklaşımı tahmin hatasını ortalama %6,7 oranında azaltmıştır. Ayrıca çalışma bulguları topluluk modelinin, gürültülü ve aşırı uyum sorunları olan veri kümeleriyle başa çıkmadaki etkinliğini göstermektedir.
Determinants of Residential Property Value in Nigeria – A Neural Network Approach	Sunday Osaretin Igbinosa	YSA	3.034 / 17 Lagos ve Benin Nijerya	Çalışma bulgularına göre YSA'lar gayrimenkullerin hızlı, uygun ve gayrimenkullerin toplu olarak değerlendirilmesini mümkün kılmaktadır. Ayrıca sonuçlar mahalle çekiciliğinin, gayrimenkulün inşa edildiği arazinin büyüklüğünün, gayrimenkulün satıldığı yılın ve banyo/tuvalet sayısının en önemli dört gayrimenkul girdi faktörü olduğunu göstermektedir
Accuracy Measurement of Random Forests And Linear Regression For Mass Appraisal Models That Estimate The Prices of Residential Apartments in Nicosia, Cyprus	Thomas Dimopoulos, Hristos Tyralis, Nikolaos P. Bakas ve Diofantos Hadjimitsis	RF ve ÇDR	3.527 Lefkoşa Güney Kıbrıs Rum Yönetimi	Çalışma bulguları, özellikle yüksek sayıda bağımsız değişkene sahip olan bir örneklem üzerinde RF yönteminin daha başarılı fiyat tahminleri ortaya koyduğunu göstermektedir.
Forecasting Second-hand Housing Price using Artificial Intelligence and Machine Learning Techniques	Tao Fu	RF, DVR, YSA ve ÇDR	7.023 / 31 Şanghay Çin	Bu karşılaştırmalı analiz çalışması kapsamında model açısından, destek vektör makinesinin tahmin etkisi, güçlü kararlılıkla en iyisi olurken sinir ağı en kötü performansı ortaya koymaktadır. Buna karşılık, ÇDR ve RF performansları aralarında çok az fark bulunmaktadır.
Using Machine Learning Algorithms for Predicting Real Estate Values in Tourism Centers	Tansu Alkan, Yeşim Dokuz, Alper Ecemiş, Aslı Bozdağ Ve Süleyman Savaş Durduran	RF, DVR ve KNN	200 / 17 Alanya	Türkiye'nin en önemli turizm bölgelerinden biri olan Alanya şehrinde 200 örnek üzerinde yapılan bu çalışmada, en iyi sonuca DVR algoritması (0,73 R^2 değeri ile) ile ulaşılmıştır.

Büyük kentsel alanlarda gayrimenkul fiyat tahmini, son zamanlarda matematiksel modeller kullanılarak yapılan akademik araştırmaların, gün geçtikçe daha fazla ilgisini çeken karmaşık ve zahmetli bir süreçtir. Bu modeller vasıtasıyla manuel olarak gerçekleştirilen

satış karşılaştırma tekniklerinin aksine yakın zamanda satışı gerçekleştirilen sadece üç veya dört karşılaştırılabilir gayrimenkulden gelen veriler yerine tüm satışlardan gelen verilerin kullanılabilmesi bu ilgiyi daha da artırmaktadır (Benjamin vd., 2004: 66). Farklı fiziksel ve mekânsal özelliklere sahip belirli bir konumdaki gayrimenkulün değerinin belirlenmesine yönelik geniş bir çalışma alanı bulunmaktadır. Gayrimenkul değerleme veya toplu değerleme alanında gelişmiş yöntemler ile ilk çabalar hedonik fiyat teorisi etrafında şekillenmektedir. Bu hedonik fiyat teorisinin, gayrimenkul fiyatları üzerinde etken olan çeşitli gayrimenkul özellikleri için algılanan kalite farklılıklarına izin verme kabiliyetinden kaynaklanmaktadır (Rahman vd., 2019:2). Her gayrimenkulün farklı bir özellik paketinin mevcudiyeti, her bir gayrimenkulün farklı bir piyasa fiyatına sahip olacağını ve dolayısıyla gayrimenkul özelliklerin örtük fiyatlarının, gayrimenkulün toplam fiyatını açıklama gücüne sahip olduğu varsayımı ile yola çıkan hedonik model birçok farklı ülkede ve alt pazarlarda gayrimenkul değerleri üzerine çeşitli çalışma ve araştırmalarda tercih edilmiştir. Hedonik model temelli regresyon yaklaşımı, gayrimenkul fiyatları ile gayrimenkul özellikleri arasındaki karmaşık ilişkiyi araştırmak ve karşılaştırılabilir gayrimenkuller arasındaki farkları göz önünde bulundurmanın ve fiyat farklılıklarını açıklamanın uygun bir yolunu ortaya koymak amacıyla bir metodoloji sunmaktadır. Hedonik modeller, gayrimenkul değerlerini bileşen özelliklerine ayrıştırır ve gayrimenkul fiyatlarını bu niteliklere göre değerlendirir (Huang ve diğerleri, 2017; Hui ve diğerleri, 2012) ve böylelikle gayrimenkul gibi karmaşık bir malın fiyatını, özelliklerinin bir fonksiyonu olarak ortaya koyabilmektedir. Bu kapsamda hedonik yaklaşımı temsil eden çoklu regresyon analizi bir çok alan uzmanı tarafından ve akademi gayrimenkul fiyat tahmini literatüründe kapsamlı bir şekilde incelenmiş ve (Malpezzi, 2001, Üçdoruk, 2001) ve hava kalitesi (Harrison ve Rubinfeld, 1978; Ridker ve Henning, 1967; Graves vd., 1988), metro (Yankaya ve Çelik, 2005), site olup olmaması (Altınay, 2010), çevresel etkenler (Din vd., 2001), sel riski (Speyrer ve Ragas, 1991), kent ormanlarına yakınlık (Tyrväinen ve Miettinen, 2000), farklı büyüklükteki parklara yakınlık (Espey ve Owusu-Edusei, 2001), golf sahasının konumu (Do ve Grudnitski, 1995), su kirliliği (Ridker ve Henning, 1967), uçak gürültüsü (Mieszkowski ve Saper,1978; Collins ve Evans, 1994; Rossini vd., 2002; Espey ve Lopez, 2000), trafik gürültüsü (Wilhelmsson, 2000), enerji verimliliği (Marmolejo Duarte ve Chen, 2019), dış çevre estetiği (Ekşioğlu Çetintahra ve Çubukçu, 2011) gibi gayrimenkul değeri üzerindeki etken özelliklerin keşfinde sıklıkla kullanılmış (Kain ve Quigley, 1970; Straszheim, 1974; Goodman, 1978; Goodman, 1988; Meese ve Wallace, 1997; Filho ve Bin, 2005; Yayar ve Karaca, 2014) olmakla birlikte günümüzde hallen popülerliğini korumaktadır. Türkiye'de

de bu yöndeki ilk araştırmalardan birisi olarak Üçdoruk (2001) çalışmasında İzmir ili için 2.718 farklı anket ile elde ettiği veri seti üzerinde hedonik model teorisi kapsamında gerçekleştirdiği regresyon analizleri vasıtasıyla İzmir ili için gayrimenkul fiyatlamasında etken olan faktörleri keşfetmeyi amaçlamıştır. Selim (2008) ve Selim (2009) çalışmalarına benzer bir şekilde 2010 Hanehalkı Bütçe Anketi Verileri kullanarak, Yayar ve Demir'in (2014) gerçekleştirdikleri çalışmalarında Türkiye genelinde gayrimenkul fiyatları üzerindeki etken faktörler araştırılmıştır. Benzer şekilde Ankara (Gökler, 2017), İzmir (Yankaya ve Çelik, 2005; Ekşioğlu Çetintahra ve Çubukçu, 2011), Antalya (Çelik ve Turgut, 2019; Kördiş vd., 2014), Kocaeli (Ellibeş ve Görmüş, 2018), Muğla (Baldemir vd., 2007), Eskişehir (Afşar vd., 2017), Denizli (Daşkıran, 2015; Küçükkaplan ve Aldı, 2017), İstanbul (Uyar ve Yayla, 2016; Alkay, 2008; Altınay, 2010; Keskin, 2008; Ozus vd., 2007; Koramaz ve Dokmeci, 2012), Mersin (Yayar ve Gül, 2014), İzmit (Ayan ve Erkin, 2014), Erzurum (Işık, 2016), Adana (Yıldırım, 2019), Samsun (Bulut vd., 2015), Tokat, Çorum, Amasya (Yayar ve Karaca, 2014), Konya (Yalpir vd., 2014), Isparta (Çiçek ve Hatırlı, 2014), Aksaray, Kırıkkale, Kırşehir, Nevşehir, Niğde (İğdeli, 2021), Artvin (Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017), Rize (Güler vd., 2019), Türkiye geneli (Selim, 2009; Selim, 2008; Yayar ve Demir, 2014) üzerine hedonik model ile gayrimenkul fiyatlarına etken olan değişkenlerin tespitine ve gayrimenkul fiyat tahminine yönelik çalışmalar yapılmıştır. Her ne kadar günümüze kadar birçok araştırmacı tarafından özellikle satış karşılaştırma yaklaşımını tamamlamada hedonik fiyatlandırma temelli ÇDR modelleri kullanılmış olsa da gerekli ön ayarlamaları tespit etmek için öznel yargılardan yararlanıldığı (Worzala vd., 1995), doğrusal olmama ve çoklu doğrusallık arasındaki etkileşimlerle yeterince başa çıkama (Zurada vd., 2011: 350), kesitsel veri kullanımından kaynaklanan heteroskedastisite (Nguyen ve Cripps, 2001: 314) ve regresyon temelli analizlerin genel problemleri nedeniyle hatalı olduğu için eleştirilere maruz kalmış olması araştırmacıları daha gelişmiş modeller aramaya sevk etmiştir. Ayrıca gerçek verilerin çeşitliliği, karmaşıklığı ve yüksek boyutlardaki değişken setleri nedeniyle gayrimenkulün piyasa değerini basit regresyon modeli ile tahmin etmek zordur (Huang, 2019: 66).

Geleneksel olarak, gayrimenkul piyasalarında gayrimenkul fiyatlarına dair tahmine dayalı modelleme, çeşitli doğrusal modeller kullanılarak gerçekleştirilmiştir, ancak gerçek dünyadaki çoğu sistem doğrusal değildir bu nedenle basit doğrusal modeller, altta yatan karmaşık verilerin özünü yakalanmakta zorlanmaktadır (McCluskey vd., 2012: 275). Bu anlamda doğrusal olmayan YSA, gayrimenkul fiyat tahmininde bilgisayar işlem kapasitesi

ile toplu değerleme alanında kullanılabilecek bir sonraki ana itici güç olmayı vaat eden bir analitik araçtır (Rossini, 1997: 1). YSA dâhil olmak üzere doğrusal olmayan modeller daha geniş bir çeşitlilik yelpazesine izin verme yeteneği ile lojistik fonksiyonları kullanarak lineer ve lineer olmayan herhangi bir fonksiyonel ilişkiyi, potansiyel olarak geleneksel ÇDR modellerinden daha iyi modelleyebileceği göstermiştir (Wilson vd., 2002: 19). YSA'larının doğası gereği "kendi kendine öğrenme" yeteneği, bu alana artan ilginin güçlü nedenini oluşturmaktadır (Tay ve Ho, 1992: 527). Ayrıca sinir ağlarının multidisipliner yapısı ve karmaşıklığa karşı oluşturdukları basit çözüm yapısı, yapay sinir ağlarını piyasa değişkenlerini ve türev finansal araçları değerlendirmek için uygun hale getirmektedir (Ćetković vd., 2018: 1). Ayrıca bu noktada günümüzde "derin öğrenme" trendiyle birlikte YSA'ların, en güçlü makine öğrenme algoritmalarından (Zhou vd., 2018: 181) birisi haline geldiğini vurgulamakta da yarar vardır. 1990'ların başından itibaren gayrimenkullerin değerlemesine sinir ağı yöntemleri ile uygulama girişimleri bulunmakla birlikte hesaplamalı teknolojilerde yaşanan gelişmeler vasıtasıyla özellikle 2000'li yıllarda özellikle karşılaştırmalı analiz şeklinde olan ve sinir ağı modellerinin bulgularını ve genel performansını daha denenmiş ve test edilmiş istatistiksel yöntemlerle karşılaştıran birçok çalışma yapılmıştır. Araştırmacılar tarafından elde edilen ampirik sonuçlar sinir ağ modellerinin popülerliğinin artmasına neden olmuştur. Esnek bir regresyon yaklaşımının iyi bir örneği olarak sinir ağları standart yöntemlerden farklıdır. Spesifik olarak, uzamsal uzantıları ile çıktıda hedonik regresyon modeline göre daha geniş bir çeşitlilik yelpazesine izin vermektedir (Kauko, 2003: 160). İşlevsel esneklikleri nedeniyle, YSA, doğrusal olmama, çoklu bağlantı, aykırı değerlerin varlığı ve fonksiyonel formun seçimi gibi hedonik model temelindeki regresyon modellerinin sorunlarını çözebilmesi (Taffese, 2006: 710; Tabales vd., 2013: 30 ; Torres-Pruñonosa vd., 2021: 2), öngörücü doğruluğu ve güvenilirliği (Abidoye ve Chan, 2017a) ve bir kez eğitildikten sonra hesaplama açısından son derece verimli oluşu (McCluskey vd., 2012: 275) ile birlikte evrensel bir yaklaşımı mümkün kılması (Deaconu vd., 2022: 88) karmaşık, gürültülü, alakasız, hata olasılığı yüksek veya kısmi bilgilerin (Do ve Grudnitski, 1992; Çelik ve Kıral, 2020: 9) mevcut olduğu gayrimenkul piyasasında birçok araştırmacıyı bu yöntemi kullanmaya ve test etmeye itmiştir. Ayrıca Kumar (2005) tarafından yürütülen çalışmanın bulgularının da ortaya koyduğu gibi veri seti içerisindeki grup sayısı veya değişken sayısı arttığında YSA'lar ÇDR'a göre çok daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadır. Tabales ve diğerleri (2013) yeterli istatistiksel bilgi olduğunda ve Lai ve Fischer (2006) değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkilerin daha büyük olduğunda YSA kullanımının gerekliliğini diğer birçok çalışmada olduğu gibi

çalışmalarında vurgulamışlardır. Nguyen ve Cripps (2001) çalışmalarında, büyük ve heterojen durumdaki veri kümeleri için de sinir ağlarının etkili olduğunu göstermiştir. Gayrimenkul değerlemede fiyat, örneğin yaş, şehir merkezine uzaklık, konum ve banyo sayısı ile doğrusal olarak ilişkili olmaması (Din vd., 2001: 3; Cechin vd., 2000: 237) nedeniyle alternatif doğrusal olmayan modeller araştırmacılar tarafından ilgi görmüştür. YSA veri odaklı çalışma mantığı nedeniyle, bu tür modelleme tekniklerinin hedonik regresyon gibi teori temelli tekniklerle karşılaştırılması hayati önem taşımaktadır (Nor vd., 2019: 336). Abidoye ve Chan (2016) tarafından yapılan çalışmada YSA'nın kestirimsel doğruluğunu diğer yöntemlerle karşılaştıran çalışmaların %82'sinin YSA'nın diğer yöntemlerden daha iyi performans gösterdiğini, %11'inde performansların eşit olduğunu, yalnızca %7'sinde diğer tekniklerin YSA'dan daha iyi performans gösterdiğini bildirmişlerdir. Yine Abidoye ve Chan (2018a) tarafından gerçeleştirilen bir başka çalışmada ise YSA'nın geleneksel çoklu doğrusal regresyon modellerinden iki kat daha iyi bir tahmin performansı ortaya koyduğu ampirik sonuçlar ile ortaya konulmaktadır. Ayrıca Rahman ve diğerlerinin (2019) ve Mora-Esperanza'nın (2004) da belirtiği üzere mevcut diğer çalışmalar göz önünde bulundurulduğunda YSA, hedonik model ile karşılaştırıldığında gayrimenkul değerleme alanında yüzde beş ile yüzde on arasında daha düşük bir tahmin hatası ortaya koyabilmektedir. YSA'larının, daha yüksek tahmin doğruluğu için doğrusal olmayan ilişkilerin modellenmesine izin vermekte olduğu gibi çoklu doğrusal regresyon modellerine umut verici bir alternatif sunabileceği bir çok çalışma tarafından da ortaya konmaktadır (Tay ve Ho, 1992; Do ve Grudnitski, 1992; Cechin vd., 2000; Din vd., 2001; Peterson ve Flanagan, 2009; Limsombunchao vd., 2004; Yoo vd., 2012; Mankad, 2021; Selim; 2009; Selim ve Demirbilek, 2009; Ecer, 2014; Vineeth vd., 2018; Torres-Pruñonosa vd., 2021; Štubňová vd., 2020; Pi-ying, 2011; Landajo vd., 2012; Pagourtzi vd., 2007; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Abhyankar ve Singla, 2021; Sa'at vd., 2021; Terregrossa ve Ibadi, 2021; Nguyen ve Cripps, 2001; Yazgan vd., 2017; Mora-Esperanza, 2004; Tabales vd., 2013; Lai ve Fischer, 2006; Yalpir vd., 2014; Wong vd., 2002; Friesen vd., 2011; Khamis ve Kamarudin, 2014; Yacim ve Boshoff, 2018b; Wilkowski ve Budzynski, 2006; Tabar vd., 2021; Núñez-Tabales vd., 2016; Xu ve Gade, 2017; Amri ve Tularam, 2012; Lin ve Mohan, 2011; Selim, 2008). Her ne kadar YSA'nın daha iyi sonuçlar verdiği bir çok çalışma ile ortaya konmuş olsa da tam aksi yönde sonuçlar ortaya koyan (Worzala vd., 1995; Lenk vd., 1997; McGreal vd., 1998; Rossini, 1997; McCluskey vd., 2012; Feng ve Jones, 2015; Hayrullahoğlu vd., 2017; Zurada vd., 2006; Kontrimas ve Verikas, 2011) azımsanmayacak derecede çalışma da mevcuttur. Kumar (2005) verilerin ve yöntemin varsayımları makul bir

şekilde karşılanacak şekilde ayarlandığında, geleneksel regresyon yöntemlerinin çok daha güvenilir olabileceğini ortaya koymaktadır. Feng ve Jones (2015), Worzala ve diğerleri (1995) ile benzer bir şekilde üç farklı senaryo üzerinde gerçekleştirdikleri çalışmada, iki senaryo için çoklu doğrusal regresyon tabanlı hedonik modellerin YSA'dan daha iyi tahmin performansı sergilediğini ortaya koymuşlardır. Türkiye özelinde benzer kıyaslama çalışmalarına yönelik çoklu doğrusal regresyon tabanlı hedonik modellerin daha üstün performans gösterdiği tek çalışma Hayrullahoğlu ve diğerleri (2017) tarafından gerçekleştirilmiştir. McCluskey ve diğerleri (2012) hangi modelin daha iyi tahmin ürettiği sorusunun ötesine geçerek çalışmalarında hangi modelleme yaklaşımının, toplu değerlendirme için şeffaf, çıktı istikrarı, öngörü yeteneği ve savunulabilirlik standartlarını karşıladığını sorgulamışlardır. Çalışmalarında tüm bu faktörleri göz önünde bulundurduklarında YSA'nın yetersiz kalabileceğini savunmuşlardır. Bu çalışmaların aksine Do ve Grudnitski (1992) tek aileli gayrimenkul piyasası işlemlerine dayanan çalışmalarında sinir ağlarının geleneksel regresyon modellerine göre nerdeyse iki kat daha doğru tahminler ortaya koyduğunu bulmuşlardır. Rossini (1997) sinir ağlarının daha küçük veri kümeleri için daha iyi sonuçlar ortaya koyduğu fakat ÇDR'nin daha büyük veri kümeleri için açıkça daha iyi olduğu sonucuna varmıştır. Ayrıca çalışma bulguları, ÇDR ile sorunun boyutuna bakılmaksızın fiyat tahminin çok hızlı bir şekilde hesaplanabileceğini gösterirken, sinir ağlarının kullanılması için gereken sürenin, veri setinin boyutuyla katlanarak artabileceğini göstermektedir. Fakat Rossini'nin (1997) aksine Seya ve Shiroi (2022) tarafından gerçekleştirilen daha güncel ve çok daha büyük örneklem büyüklüğüne sahip çalışma bulguları ise sinir ağlarının daha büyük örneklem büyüklükleri ile daha iyi sonuçlar verdiğini ortaya koymaktadır. Liu ve diğerleri (2016) ise bulanık sinir ağlarının gayrimenkul fiyatlarını tahmin etmedeki başarısının kullanılan veri kalitesine doğrudan bağlı olduğunu ortaya koymaktadır. Fakat bu çalışmaların uygulanma tarihleri ve o tarihteki mevcut teknoloji ve makine öğrenmesi alanındaki gelişmeler göz önüne alındığında, bu çalışmalarda YSA üzerine yapılan eleştirilen birçoğunun geçmişte kaldığı rahatlıkla söylenebilmektedir. Bu durumu destekler nitelikte Rossini (1997) her ne kadar çalışmasında YSA'nın yüksek tahmin doğruluğu sergilemediğini ortaya koysa da aynı regresyon modellerinde olduğu gibi YSA'nında bilgisayar teknolojisindeki gelişmeler ile birlikte zamanla analitik bir araç olarak daha uygun bir hale gelebileceğini vurgulamaktadır. Seya ve Shiroi'nin (2022) elde etiği ampirik bulgular bu durumun en belirgin örneğini oluşturmaktadır.

Literatürde makine öğrenmesi temelli ilk çalışma olarak Borst (1991) tarafından YSA tekniği ile gerçekleştirilen çalışma YSA'nın gayrimenkul değerlemede güvenilir ve doğru değerleme tahminlerini üretebileceğini ortaya koymuştur. Bu, gayrimenkul alanında YSA tekniğinin kabul görmesine (Taffese, 2006) ve birçok alan uzmanı tarafından da kullanılmasına yol açmıştır. Bu nedenle Yılmazel ve diğerlerinin (2018) Eskişehir ili üzerine YSA ile gerçekleştirdikleri çalışmalarında 0,921 korelasyon değeri ile nispeten yüksek bir tahmin performansı ile güncel yöntemlerin performansının geleneksel yöntemler ile kıyaslanabilir olduğunu göstermektedir. Yeşil ve diğerlerinin (2019) Uşak için gerçekleştirdikleri çalışma kapsamında YSA ile gerçekleştirilen modelleme neticesinde 0,993 korelasyon değeri, Yılmazel ve diğerlerinin (2018) çalışma bulgularını destekler niteliktedir. Bilgilioğlu ve Yılmaz (2021) ise beş farklı makine öğrenmesi yöntemi içerisinden YSA'larının Aksaray Merkez ilçesi için en iyi gayrimenkul değerleme modeli olduğunu belirtmişlerdir. Dünyanın dört bir yanında, çeşitli bölgelerde yapılan çalışmalarda benzer şekilde bu sonuçları desteklemekle birlikte Vineeth ve diğerlerinin (2018) Amerika Birleşik Devletleri, King Country kapsamında gerçekleştirdikleri çalışmada da ve Din ve diğerlerinin (2001) İsviçre Cenevre özelindeki çalışmalarında YSA'nın gayrimenkul değerlemede regresyon modellerine üstünlüğünü vurgulamaktadır. Fakat unutulmamalıdır ki Worzala ve diğerlerinin (1995) çalışmalarında ortaya koyduğu gibi YSA ile yüksek ve uygun doğrulukta tahmin değerleri elde edilmesi uygun sinir ağı mimarisine ve uygun hiper-parametre seçimine doğrudan bağlıdır. Aksi durumda alternatif modellerin daha iyi performans ortaya koyması kaçınılmaz olacaktır. Bu durumu destekler nitelikte Curry ve diğerlerinin (2022) de belirtiği üzere her ne kadar YSA'lar daha yüksek tahmin performansı sunsalar da doğrusal modellere göre daha fazla teknik ve metodolojik bilgi gerektirmektedir. Her ne kadar ekstra bir bilgi ve süreç gerektirse de Curry ve diğerleri (2022) hedonik fiyat teorisi temelinde doğrusal modeller ile karşılaştırdıkları YSA'ları, bağımsız öğrenme yeteneğine sahip güçlü ve kullanışlı istatistiksel araçlar olarak tanımlamışlardır. Ayrıca sinir ağları, doğrusal olmayan veriler üzerinde oldukça iyi performans sergilemesine rağmen uygun yakınsama sağlamada yerel bir minimum noktasına yakalanmaları mümkün olabilmekte (Wang vd., 2014: 1441) ve bu da tahminin doğruluğunu olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Ayrıca unutulmamalıdır ki verilerin YSA'ların performansı üzerinde verilerin güvenilirliğinin, verilerin uzamsal kapsamının, değişken seçiminin doğrudan etkisi olabilmektedir (Chaphalkar ve Sandbhor, 2013: 2336). Kauko'nun (2003) da çalışmasında belirtiği gibi sinir ağlarının, çok sayıda gayrimenkulün hızlı bir şekilde ve önceden tanımlanmış bir hata toleransı aralığında değerlendirilmesinin gerektiği bir duruma

uygulanabilir bir araç olduğu bu kapsamda yapılan çalışmalarla da desteklenmektedir. Ayrıca Pagourtzi ve diğerleri (2007) birçok farklı değişken seti ve model ile gerçekleştirdikleri çalışmalarının sonucunda YSA'nın, gayrimenkul analizindeki belirsizlikle başa çıkmada ve geçerli değerlemeler elde edilmesinde çok umut verici olduğunu ortaya koymaktadır.

Tahmin kapasitelerinin ötesinde, bu iki yaklaşım genellikle hedeflerine göre farklılaşmaktadır. Hedonik regresyonlar açıklayıcı, yorumlanabilir ve çok sayıda ekonomik, sosyal, çevresel ve kamu politikası sorununu başarıyla ele alabilen daha az değişken içeren modellerken (Tchuente ve Nyawa, 2021: 573) YSA modelleri ise yorumlaması güç ve daha fazla değişken kümesine sahip olabilen modellerdir (Mayer vd., 2019), ancak hedonik regresyonlardan daha güçlü tahmin kapasitesi sağlamaktadırlar (McCluskey vd., 2013; Mayer vd., 2019; Selim, 2009; Abidoye ve Chan, 2018a). Ayrıca YSA temelli modellerin ortaya koyduğu bu umut verici başarılı sonuçlar gayrimenkul fiyat tahmini ve fiyat üzerindeki etken faktörlerin keşfi sürecinde diğer makine öğrenmesi yöntemlerinin de sınanmasının ve kullanılmaya başlanmasının önünü açmıştır. Özellikle gayrimenkul fiyatı üzerindeki değişkenlerin doğrusal olmaması nedeniyle değişken üzerinde doğrusallık gibi bir sınırlaması olmayan yapay öğrenme paradigması, günümüzde gayrimenkul değerlemede daha fazla ön plana çıkarmaktadır. Bilhassa bir modelin geliştirilme sürecinde araştırmacının özellik değeri için önemli gördüğü 10 ila 15 değişken ile sınırlandırılmasının gerekmemesi yapay öğrenme yaklaşımını gayrimenkul değerleme alanında daha da önemli kılmaktadır. Ayrıca yapay öğrenme alanındaki ağaç tabanlı yöntemler gibi çeşitli yaklaşımlar YSA'larının kara kutu yapısının da ötesine geçerek daha açıklayıcı ve yorumlanabilir modelleri beraberinde sunmaktadır. Wang ve Wu'nun (2018) da belirtiği üzere yapay öğrenme yaklaşımları gayrimenkul fiyatı ve özellikleri arasındaki gizli doğrusal olmayan ilişkileri daha iyi yakalayabilmekte ve genel olarak daha iyi bir tahmin sağlayabilmektedir. Birçok çalışma gayrimenkul değerleme sürecinde yapay öğrenme yaklaşımlarının toplu değerlemede geleneksel bir yöntem olan çoklu regresyon analizinden çok daha üstün sonuçlar ortaya koyduğunu raporlamıştır (Isakson, 1988; Wang ve Wu, 2018; Sing vd., 2021; Yilmazer ve Kocaman, 2020; Hong vd., 2020; Steurer vd., 2021; Yu ve Wu, 2006; Aydemir vd., 2020; Yazdani, 2021; Manasa vd., 2020; Dimopoulos ve Bakas, 2019; Hong vd., 2020; Masias vd., 2016; Čeh vd., 2018; Yalpır vd., 2013; Mrsic vd., 2020; Borde vd., 2017; Kok vd., 2017; McCluskey vd., 2014; Walthert ve Sigrist, 2019). Valier (2020), gayrimenkul değerleme alanındaki yöntem kıyaslama üzerine araştırmaların detaylı bir

analizini sunduğu çalışmasında standart regresyon modellerinin daha iyi performans gösterdiği 13 vakaya kıyasla yapay zeka veya makine öğrenmesi modellerinin değeri tahmin etmede daha doğru olduğu 57 vaka tespit etmiştir. Isakson (1988) çeşitli gayrimenkul türleri için gerçekleştirdiği çalışmada KNN yaklaşımın çalışmada ele alınan tüm gayrimenkul türleri için standart en küçük kareler regresyonuna göre çok daha iyi performans ortaya koyduğunu gösteren öncül çalışmalardan olmuştur. Musa ve diğerlerinin (2013) araştırmaları vaka tabanlı muhakeme ile yapay sinir ağlarını birleştiren ilk çalışma olmakla birlikte önerilen mimarinin tekil modellere göre daha iyi sonuçlar ortaya koyduğunu bulmuşlardır. Dimopoulos ve Bakas (2019), doğrusal ve doğrusal olmayan regresyon modellerinin de içinde bulunduğu çeşitli modeller arasında Lefkoşa için gayrimenkul fiyat tahmininde en başarılı yöntem olarak rastgele orman yaklaşımı olduğunu bulmuşlardır. Zurada ve diğerleri (2011) geleneksel olmayan regresyon temelli yöntemlerin kitle değerlendirmesinde potansiyelini keşfetmek adına gerçekleştirdikleri geniş çaplı çalışmalarında geniş bir veri seti üzerinde farklı senaryolar ile yedi farklı makine öğrenmesi temelli yöntem koşturmuşlardır. Üç senaryo durumunda veri seti çeşitli özellik setleri temelinde seçilerek kümelere ayrılmış ve böylelikle homojen veri setleri üzerinde de incelemeler yapılmıştır. Toplamsal regresyon, sinir ağları, M5P ağaçları ve SVR gibi geleneksel olmayan regresyon yöntemlerinin, çoğu simülasyon senaryosunda tutarlı bir şekilde ÇRA ve hafızaya dayalı akıl yürütmeden daha iyi performans gösterdiği sonucuna varılmıştır. Birçok senaryoda toplamsal regresyon en başarılı yöntem olurken sinir ağları da benzer sonuçlar sergilemiştir. Ayrıca makine öğrenmesi tabanlı yöntemlerin heterojen kümeler üzerinde daha iyi sonuçlar verdiği ve modellerin hiçbirinin düşük kaliteli ve eski gayrimenkuller için iyi performans göstermediği bulgularda vurgulanmıştır. Tüm bu çalışmaların ötesinde Çizelge 2.2'de de görülmekte olduğu üzere gayrimenkul değerleme alanında çok çeşitli sayıda makine öğrenimi yaklaşımı akademik araştırmalarda kullanılmaktadır.

Çizelge 2.2. Gayrimenkul fiyat tahmini görevinde kullanılan makine öğrenimi temelli modeller

Model	**Yazarlar**
Rastgele Orman	Yoo vd., 2012; Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; Pow vd., 2014; Masias vd., 2016; Borde vd., 2017; Kok vd., 2017; Nejad vd., 2017; Wang ve Wu, 2018; Lee vd., 2018; Sawant vd., 2018; Čeh vd., 2018; Dimopoulos vd., 2018; Cao ve Yang, 2018; Xiong vd., 2019; Niu ve Niu, 2019; Talaga vd., 2019; Huang, 2019; Dimopoulos ve Bakas, 2019; Mohd vd., 2019; Koktashev vd., 2019; Neloy vd.,

	2019; Hong vd., 2020; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Alfaro-Navarro vd., 2020; Hong vd., 2020; Aydemir vd., 2020; Yilmazer ve Kocaman, 2020; Gupta vd., 2021; Tchuente ve Nyawa, 2021; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Kim vd., 2021; Steurer vd., 2021; Yazdani, 2021; Imran vd., 2021; Truong vd., 2020; Ho vd., 2021; Bergadano vd., 2021; Jui vd., 2020; Fu, 2018; Alkan vd., 2022
AdaBoost	Park ve Bae, 2015; Mrsic vd., 2020; Tchuente ve Nyawa, 2021; Bergadano vd., 2021
Destek Vektör Regresyonu (Makinası)	Lam vd., 2009; Graczyk vd., 2010; Gu vd., 2011; Kontrimas ve Verikas, 2011; Zurada vd., 2011; Yalpır vd., 2013; Pow vd., 2014; Mu vd., 2014; Paireekreng ve Choensawat, 2015; Masias vd., 2016; Ahmed ve Moustafa, 2016; Bin vd., 2017; Bui vd., 2017; Baldominos vd., 2018; Phan, 2018; Fu, 2018; Clark ve Lomax, 2018; Neloy vd., 2019; Huang, 2019; Yacim ve Boshoff, 2020; Manasa vd., 2020; García-Magariño vd., 2020; Pai ve Wang, 2020; Tchuente ve Nyawa, 2021; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Imran vd., 2021; Chou vd., 2022; Ho vd., 2021; Alkan vd., 2022;
Karar Ağaçları (CHAID, CART, ID 5, M5 ve benzeri)	Jaen, 2002; Yu ve Wu, 2006; Fan vd., 2006; Özsoy ve Şahin, 2009; Graczyk vd., 2010; Pokryshevskaya ve Antipov, 2011; Zurada vd., 2011; Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; Lasota vd., 2015; Paireekreng ve Choensawat, 2015; Park ve Bae, 2015; Nejad vd., 2017; Trawiński vd., 2017; Baldominos vd., 2018; Phan, 2018; Ersoz vd., 2018; Peng vd., 2019; Talaga vd., 2019; Mohd vd., 2019; Huang, 2019; Pérez-Rave vd., 2019; Sawant vd., 2018; Aydemir vd., 2020; Pérez-Rave vd., 2020; Pai ve Wang, 2020; Alfaro-Navarro vd., 2020; Mrsic vd., 2020; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Sing vd., 2021; Sangha, 2021; Büyük ve Ünel, 2021; Chou vd., 2022; Shi vd., 2022;
ExtraTree	Cao ve Yang, 2018; Xiong vd., 2019; Manrique vd., 2020; Bergadano vd., 2021;
Gradient Boosting	Nejad vd., 2017; Cao ve Yang, 2018; Niu ve Niu, 2019; Xiong vd., 2019; Dimopoulos ve Bakas, 2019; Walthert ve Sigrist, 2019; Truong vd., 2020; Mrsic vd., 2020; Manrique vd., 2020; Imran vd., 2021; Ho vd., 2021 ; Sangha, 2021; Bergadano vd., 2021; Imran vd., 2021
Güçlendirilmiş Regresyon Ağaçları	McCluskey vd., 2014
Naive Bayes	Park ve Bae, 2015
K-en Yakın Komşu	Isakson, 1988; Zurada vd., 2006; Pagourtzi vd., 2007; Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; Pow vd., 2014; Paireekreng ve Choensawat, 2015; Mukhlishin vd., 2017; Borde vd., 2017; Baldominos vd., 2018; Zhao vd., 2019; Yıldırım, 2019; Mrsic vd., 2020; García-Magariño vd., 2020; Tchuente ve Nyawa, 2021; Bergadano vd., 2021; Yazdani, 2021; Alkan vd., 2022;
Yapay Sinir Ağları veya Derin Sinir Ağları	Tay ve Ho, 1992; Kathmann, 1993; Lu ve Lu, 1992; Do ve Grudnitski, 1992; Do ve Grudnitski, 1993; Worzala vd., 1995; McCluskey, 1996; Rossini, 1997; Lenk vd., 1997; McGreal vd., 1998; Amabile ve Rosato, 1998; Panayiotou vd., 2000; Nguyen ve Cripps, 2001; Din vd., 2001; Wong vd., 2002; Jaen, 2002; Limsombunchao vd., 2004; Mora-Esperanza, 2004; Sarip, 2005; Zurada vd., 2006; Wilkowski ve Budzynski, 2006; Pagourtzi vd., 2007; Selim, 2008; Lam vd., 2008; Selim, 2008; Lam vd., 2009; Peterson ve Flanagan, 2009; Mousa ve Saadeh, 2010;

	Al-Akhras, 2010; Graczyk vd., 2010; Hamzaoui ve Perez, 2011; Igbinosa, 2011; Kontrimas ve Verikas, 2011; Lin ve Mohan, 2011; Friesen vd., 2011; Zurada vd., 2011; Durán vd., 2011; Pi-ying, 2011; Liu vd., 2011; Landajo vd., 2012; McCluskey vd., 2012; Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; Amri ve Tularam, 2012; Tabales vd., 2013; McCluskey vd., 2013; Mimis vd., 2013; Bahia, 2013; Ecer, 2014; Yalpir vd., 2014; Khamis ve Kamarudin, 2014; Chiarazzo vd., 2014; Feng ve Jones, 2015; Paireekreng ve Choensawat, 2015; Soni ve Sadiq, 2015; Demirel vd., 2016; Masias vd., 2016; Tajani vd., 2016; Ahmed ve Moustafa, 2016; Núñez-Tabales vd., 2016; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Trawiński vd., 2017; Oshodi vd., 2017; Abidoye ve Chan, 2017b; Yazgan vd., 2017; Xu ve Gade, 2017; Bui vd., 2017; Bin vd., 2017; Kitapci vd., 2017; Hayrullahoğlu vd., 2017; Mukhlishin vd., 2017; Yılmazel vd., 2018; Vineeth vd., 2018; Fu, 2018; Abidoye ve Chan, 2018b; Yacim ve Boshoff, 2018a; Jaiswal vd., 2018; Lee vd., 2018; Yacim ve Boshoff, 2018b; Baldominos vd., 2018; Phan, 2018; Georgiadis, 2018; Ma vd., 2018; Morillo Balsera vd., 2018; Rahman vd., 2019; Walthert ve Sigrist, 2019; Niu ve Niu, 2019; Sandbhor ve Chaphalkar, 2019; Zhao vd., 2019; Neloy vd., 2019; Talaga vd., 2019; Sun, 2019; Yıldırım, 2019; Alexandridis vd., 2019; Yeşil vd., 2019; Ulvi ve Özkan, 2019; Štubňová vd., 2020; Yacim ve Boshoff, 2020; Pai ve Wang, 2020; Lee ve Park, 2020; García-Magariño vd., 2020Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Mankad, 2021; Rampini ve Cecconi, 2021; Tchuente ve Nyawa, 2021; Torres-Pruñonosa vd., 2021; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Kalliola vd., 2021; Steurer vd., 2021; Sa'at vd., 2021; Terregrossa ve Ibadi, 2021; Tabar vd., 2021; Abhyankar ve Singla, 2021; Yazdani, 2021; Chou vd., 2022; Seya ve Shiroi, 2022
XGBoost	Kok vd., 2017; Lu vd., 2017; Cao ve Yang, 2018; Zhao vd., 2019; Talaga vd., 2019; Peng vd., 2019; Ahtesham vd., 2020; Manasa vd., 2020; Mrsic vd., 2020; Rampini ve Cecconi, 2021; Kim vd., 2021
Elastiknet	Xiong vd., 2019; Neloy vd., 2019; Truong vd., 2020; Rampini ve Cecconi, 2021; Simlai, 2021; Imran vd., 2021; McCord vd., 2022
Lasso	Bin vd., 2017; Lu vd., 2017; Xin ve Khalid, 2018; Xiong vd., 2019; Neloy vd., 2019; Simlai, 2021; Manasa vd., 2020; Mohd vd., 2019; Imran vd., 2021; Steurer vd., 2021
Ridge	Lu vd., 2017; Xin ve Khalid, 2018; Koktashev vd., 2019; Neloy vd., 2019; Mohd vd., 2019; Manasa vd., 2020; Simlai, 2021; Imran vd., 2021
Polinom Regresyon	Tajani vd., 2016; Phan, 2018;
MARS	Clark ve Lomax, 2018; Steurer vd., 2021
Bulanık Yöntem	Mukhlishin vd., 2017; Ulvi ve Özkan, 2019
ANFIS	Amri ve Tularam, 2012; Gerek, 2014
Bulanık Sinir Ağları	Liu vd., 2006
Oylama / Ağırlıklı-Aritmetik Ortalama / Hibrit Regresyon	Panayiotou vd., 2000; Zurada vd., 2006; Kontrimas ve Verikas, 2011; Paireekreng ve Choensawat, 2015; Georgiadis, 2018; Niu ve Niu, 2019; Walthert ve Sigrist, 2019; Truong vd., 2020; Chou vd., 2022

Torbalama	Graczyk vd., 2010; Nejad vd., 2017; Bui vd., 2017; Talaga vd., 2019; Manrique vd., 2020; Pérez-Rave vd., 2020; Bergadano vd., 2021; Chou vd., 2022
Güçlendirme	Graczyk vd., 2010; Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; Nejad vd., 2017; Clark ve Lomax, 2018; Huang, 2019; Alfaro-Navarro vd., 2020; Sing vd., 2021
Yığınlama	Pow vd., 2014; Graczyk vd., 2010; Bui vd., 2017; Georgiadis, 2018; Xiong vd., 2019; Truong vd., 2020; Terregrossa ve Ibadi, 2021; Chou vd., 2022
Hibrit	Lu vd., 2017; Yacim ve Boshoff, 2020; Chou vd., 2022

Çizelge 2.2'de görülmekte olduğu üzere çok çeşitli tekil yaklaşımlar gayrimenkul fiyat tahmin görevinde kullanılsa da özellikle makine öğrenmesi alanında son yıllarda daha fazla popüler olan ve gittikçe model tahmin gücünü artıran topluluk öğrenmesi yaklaşımları birçok çalışma alanında olduğu gibi gayrimenkul değerleme alanında da kullanılmaktadır (Bui vd., 2017; Xiong vd., 2019; Afonso vd., 2019; Cao ve Yang, 2018; Paireekreng ve Choensawat, 2015; Neloy vd., 2019; Walthert ve Sigrist, 2019; Kontrimas ve Verikas, 2011; Pérez-Rave vd., 2020). Ayrıca bu çalışmaların birçoğu (Xiong vd., 2019) topluluk öğrenmesi yaklaşımları ile oluşturulan modellerin hem geleneksel hem de bireysel makine öğrenmesi yaklaşımlarından daha iyi performans ortaya koyduğunu raporlamaktadır. Cao ve Yang (2018) yığınlama ile gerçekleştirilen kolektif öğrenme yaklaşımının, bireysel zayıf öğrenicilere göre ortalama olarak % 6,7 daha az tahmin hatası oranına sahip olduğunu çalışma bulguları ile göstermektedirler. Walthert ve Sigrist (2019) tarafından gerçekleştirilen çalışma ise üç farklı bireysel öğrenicinin tahmin ortalamaları ile oluşturulan meta öğrenici ile tahmin hata ortalamasını azaltan bir diğer çalışmadır.

Ayrıca bireysel modellerin dezavantajlarının üstesinden gelmek ve avantajlarını birleştirmek amacıyla gayrimenkul değerlemede birden fazla makine öğrenmesi tekniğini veya geleneksel yöntemleri harmanlayan hibrit yaklaşımlarda kullanılmıştır. Hibrit sistemler, sınırlamaları azaltarak ve tek akıllı sistemlerle inşa edebilen modellerden daha güçlü sistemler üreterek insan benzeri zekâ simülasyonuna daha fazla yaklaşmaktadır (Taffese, 2006: 710; Taffese, 2007:88). McCluskey ve Anand (1999) daha üstün bir toplu değerleme aracı geliştirmek için KNN algoritmasında kullanılmak üzere öznitelik ağırlık girdilerinin belirlenmesinde YSA ve genetik algoritmalarını öncül modeller olarak kullanmışlardır. Araştırma bulguları, hibrit sistemlerin kütle değerlendirme alanına uygulanabilirliğini göstermektedir. Benzer bir şekilde Lu ve diğerleri (2017) açık erişme sahip bir veri seti üzerinde Lasso, Ridge ve XGBoost yöntemleri ile geliştirilen bir hibrit yaklaşımın bireysel

modellere kıyasla ne kadar başarılı olabileceğini göstermişlerdir. Pow ve diğerleri (2014) özellikle coğrafi komşusu olmayan bölgelerde örneklerin KNN yöntemiyle tahmin edilmesi iyi sonuçlar vermeyebileceği için KNN ve RF yaklaşımını birleştirerek daha iyi tahmin sonuçları elde etiklerini çalışmalarında raporlamışlardır. Gayrimenkul değerlemesi için hibrit sistemleri özellikle tavsiye eden Taffese (2006), hibrit yapıların gayrimenkulün değerlemesi sürecinde süre ve maliyeti önemli ölçüde azalttığını, değer tahminlerinin doğruluğunu artırdığını ileri sürmektedir.

Literatürde gayrimenkul fiyatı tahmin görevinde standart makine öğrenimi yaklaşımlarını kullanan oldukça fazla sayıda makale olmasına rağmen bu çalışmalar genellikle bireysel modellerin performansları ile ilgilenmekte ve topluluk öğrenmesi veya hibrit temelli daha karmaşık modelleri ihmal etmektedir. Fakat mevcut önceki araştırmaların gösterdiği üzere, bu teknikler yalnızca diğer makine öğrenimi modellerine kıyasla değil aynı zamanda profesyonel değerleme uzmanlarının kullandığı benzer yöntemlerle tahmin edilen fiyatlara kıyasla çok daha iyi performanslar ortaya koyabilmektedir (Talaga vd., 2019: 2). Bu çerçevede birden fazla geleneksel ve gelişmiş modelli topluluk öğrenmesi mimarisi altında birleştiren pek az çalışma bulunmakla birlikte Panayiotou ve diğerleri (2000) birden fazla sinir ağı modelini ve geleneksel çoklu regresyon analizini ağırlıklı ortalama ile birleştiren ender çalışmalardandır. Panayiotou ve diğerleri (2000) hem apartman hem de müstakil evler için farklı iki veri kümesi üzerinde gerçekleştirdikleri deneysel tasarımın ampirik bulguları, geliştiririlen modüler tasarımın gayrimenkul fiyat tahmininde oldukça başarılı sonuçlar ortaya koyduğunu göstermektedir. Georgiadis (2018) ise diğer topluluk öğrenmesi yaklaşımlarından farklı olarak model kapsamında coğrafi ağırlıklı regresyon, uzamsal hata modeli ve uzamsal gecikme modeli gibi mekânsal regresyon modellerini de yığınlamaya dâhil etmiştir. Diğer çalışmalarda da olduğu üzere geliştirilen yığınlama modeli tüm bireysel modellere göre daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.

Gayrimenkul fiyat tahmini üzerine birçok çalışma ve yöntem olmakla birlikte gayrimenkul piyasasının homojen gruplara bölünmesi ve alt pazarların keşfedilmesi adına makine öğrenmesi alanının denetimsiz öğrenme kısmına dâhil olan kümeleme yöntemlerinin kullanıldığı çalışmalar da (Lewis vd., 1997; Goetzmann vd., 1998; Bourassa ve Hoesli, 1999; Kim ve Park, 2005; Hepşen ve Vatansever, 2011; Lasota vd., 2015; Wu ve Sharma, 2012; Depari, 2021; Tomal, 2021; Shi vd., 2022) mevcuttur. Bu amaç doğrultusunda K-Ortalama (Bourassa ve Hoesli, 1999; Depari, 2021; Tomal, 2021; Shi vd., 2022; Zurada vd.,

2001; Wu ve Sharma; 2012; Hepşen vd., 2015; Calka, 2019; Bielecka ve Całka, 2014), X-Ortlama (Depari, 2021), K-Medoid (Depari, 2021), Temel Bileşenler Analizi (Principal Component Analysis [PCA]) (Bourassa vd., 2007; Wu vd., 2018; Bourassa ve Hoesli, 1999), DBSCAN (Wu vd., 2018), özdüzenleyici haritalar (Self Organizing Maps [SOM]) (Jenkins vd., 1999) yöntemleri araştırmacılar tarafından kullanılmışlardır. Bourassa ve Hoesli'nin (1999) Yeni Zelanda'nın Auckland metropolü için gerçekleştirdikleri çalışmada yapısal olarak belirlenen gayrimenkul türü, gayrimenkul değeri ve coğrafi alanlara göre oluşturulmuş önsel alt pazarların temel bileşen analizi ve küme analizi yoluyla oluşturulan kısıtsız alt pazarlardan farklı olup olmadığı incelenmektedir. Bu amaçla elde edilen veri setine temel bileşen analizi uygulanarak elde edilen yeni 12 farklı bileşen üzerinden K-ortalama kümeleme analizi gerçekleştirilmiştir. Önerilen bu mimari mevcut alt piyasaların önemli boyutlarına dayanan gayrimenkul alt piyasalarının keşfine izin vermiştir. Lasota ve diğerlerinin (2015) gayrimenkul benzerliklerine göre çeşitli veri setlerine bölerek gerçekleştirdikleri çalışmalarında birleştirilen veri setleri üzerinde gerçekleştirilen modelleme çabalarının çalışma kapsamında ele alınan makine öğrenmesi yöntemleri çerçevesinde daha iyi sonuçlar sağladığını ortaya koymuşlardır. Wu ve Sharma (2012) gayrimenkul alt pazarlarını tanımlamak için temel bileşen analizi ve küme analizi ile veriye dayalı bir model geliştirmişlerdir. Model içinde, temel bileşen analizi için bir dizi konum özelliği kullanılmış ve gayrimenkullerin coğrafi konumları koordinat olarak kümeleme analizine dâhil edilmiştir. Performansların karşılaştırılmasında ikame edilebilirlik, uzamsal bütünlük ve benzerlik gibi metrikler kullanılan çalışmada sonuçlar, gayrimenkul hedonik model doğruluğundan ve nitelik homojenliğinden ödün vermeden mekânsal olarak veriye dayalı bitişik alt pazarların elde edilebileceğini göstermektedir.

Bir gayrimenkul, genellikle, sahibine belirli bir düzeyde gelir veya hizmet sunabilmek adına faydalı özellikler taşıyan (Dimopoulos ve Moulas, 2016: 676) bir demet tarafından tanımlanan heterojen ve yüksek birim değerine sahip bir dayanıklı bir tüketim ve yüksek yatırım getirisi ile karakterize edilen en uygun yatırım malıdır (Gao vd., 2022: 3; Peter vd., 2020: 2918). Bir gayrimenkulün satış fiyat tahmininin oluşturulması için öncelikle en etkili değişken setinin ve bunların satış fiyatları üzerindeki etkilerininin belirlenmesi geliştirilecek olan model performansları açısından çok kritiktir. Her gayrimenkulün kendine özgü bir kimliği bulunmaktadır. Ayrıca bu kimliğin tanımlanması ne kadar açıklayıcı ve iyi olursa, gayrimenkul için fiyat tahmini o kadar başarılı olacaktır (Ersoz vd., 2018: 222 ; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017: 2). Gayrimenkul piyasası yapısal özellikler, makro-ekonomik değişkenler,

mekânsal farklılıklar veya özellikler, topluluk yapısının özellikleri, komşuluk özellikleri, gayrimenkulün jeopolitik özellikleri ve çevresel olanaklar gibi bir çok faktörden etkilenebilmektedir (Kim ve Park, 2005; Uyar ve Yayla, 2016:327; Chou vd., 2022: 12). Gayrimenkulün fiziksel ve konum özellikleri açısından birimler arası çeşitlilik oldukça çok olmakla birlikte (González vd., 2002; Cechin vd., 2000: 238) bir gayrimenkulün değerini belirleyen en temel faktörlerin başında konum (Anselin, 1988: 2; Goetzmann vd., 1998: 194; Yakubovskyi vd., 2017; Üçdoğruk, 2001; Fernández-Durán vd., 2011; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Mankad, 2021; Shapiro vd., 2019: 36; Gao vd., 2022: 2; Huang vd., 2010: 383; Pagourtzi vd., 2007: 52; Hong vd., 2020: 142; Feng ve Jones, 2015: 108; Büyükkaracığan vd., 2017: 79; Yomralıoğlu vd., 2012: 1; Koramaz ve Dokmeci, 2012: 1221) ve gayrimenkulün metre kare cinsinden büyüklüğü (Baldominos vd., 2018; Bourassa vd., 2010; Gerek, 2014; Aydemir vd., 2020; Zulkifley vd., 2020; Tabales vd., 2013) olduğu ampirik kanıtlarla desteklenmektedir. Gayrimenkul değeri üzerinde en etken niteliklerden birisi olarak konum, belirli bir çekim noktasına erişilebilirlik ile istihdam olanaklarının yanı sıra diğer eğlence ve rekreasyon avantajlarını da içerisinde barındırır (Fernández-Durán vd., 2011; Yoo vd., 2012: 295). Bu noktadaki bir diğer önemli husus ise konum, özellikle düşük gelirli haneler için ulaşım maliyetleri (Koramaz ve Dokmeci, 2012: 1223) ve süresi nedeniyle de kritik bir öneme sahiptir ve bu etkileri doğrudan içinde barındırmaktadır. Ayrıca konum, ilgili gayrimenkulün bulunduğu bölge itibari ile yaşam tarzı kalitesini de temsil edebilmekle birlikte gayrimenkul fiyatlarını etkileyen mekânsal komşuluk ve konum özelliklerini bir bütün olarak içermektedir (Chanasit vd., 2021: 86940). Hatta Brown'un da (2005) belirtiği üzere genel bir klişe olarak *"gayrimenkulde en önemli üç şey konum, konum ve konumdur"*. Benzer şekilde Neoklasik yaklaşıma göre de gayrimenkul biriminin konumu ve dolaylı olarak şehir merkezine erişilebilirlik ve seyahat süresi, gayrimenkul fiyatlarını veya kira değerlerini belirleyen temel unsurlardandır (Keskin, 2008: 128). Bu durumu destekler nitelikte Tchuente ve Nyawa'nın (2021) da çalışma bulguları konum bilgisine ait değişkenlerin modele dâhil edilmesinin tahmin başarısı üzerinde % 50'den daha fazla iyileştirmeye neden olacağını ortaya koymaktadır. Kok ve diğerleri (2017) bir adım daha öteye giderek konum verilerinin modelin açıklayıcılığı üzerinde % 84 gibi yüksek bir orana sahip olabileceğini bulgu sonuçlarında paylaşmışlardır. Talaga ve diğerleri (2019) ise bu durumu destekler nitelikte uzamsal özniteliklerin kullanılması durumunda, yalnızca temel özniteliklerin kullanılması durumunda olduğundan çok daha düşük elde edilen hata değerlerini bulgu sonuçları ile ortaya koymuşlardır. Fakat Hayrullahoğlu ve diğerleri (2017) tarafından Ankara için gerçekleştirilen çalışmanın ampirik sonuçlarına göre diğer

çalışmalara kıyasla daha kısıtlı sayıda kullanılmış olsa da konumsal veriler, her ne kadar modelin açıklama gücünü artırmış olsalar da gayrimenkulün yapısal özellikleri, konumsal özelliklerine kıyasla değer üzerinde daha yüksek oranda açıklama gücüne sahip olduğu sunulmuştur. Bu nedenle gayrimenkullerin değeri belirlenirken nispeten önemli olan ve göz önünde bulundurulması gereken birçok değişken mevcuttur. Hatta bazı çalışmalar (Srirutchataboon vd., 2021; You vd., 2017; Zhao vd., 2019; Lee ve Park, 2020; Poursaeed vd., 2018) gayrimenkulün iç mekanına ait görüntüleri kullanırken bazı çalışmalar da (Wang vd., 2021) gayrimenkulün dış mekanına ait uydu görüntülerini de bu değişken kümesine dâhil etmişlerdir. Makroekonomik perspektiften ise faiz oranları, kapasite kullanım ölçüleri, hükümet düzenlemeleri, üretim ve satış verileri, ekonomik büyüme, siyasi istikrarsızlık, borsa göstergeleri, döviz ölçüleri vb. birçok faktörün gayrimenkul piyasasının davranışını yönlendirebilmektedir (Guan vd., 2014; Gupta vd., 2021: 7). Ayrıca Türkiye özelinde gayrimenkul uzmanları tarafından yapılan çalışmalar neticesinde, girdi değişkenleri olarak bina özellikleri, yaş, alan, kat, ulaşım ile ticaret ve alışveriş faktörü en önemli ve yaygın olarak kullanılan faktörler olurken, çıktı değişkeni olarak gayrimenkul fiyatı belirlenmiştir (Gerek, 2014: 35). Tüm bu bilgiler ışığında, literatür kapsamında incelenen çalışmalarda kullanılan değişkenlerin tam bir listesi Çizelge 2.3'te sunulmaktadır. Ayrıca belirtilmelidir ki bu tez çalışmasında kullanılan değişkenlerin belirlenmesinde Çizelge 2.3'te de sunulan gayrimenkul değerleme literatüründe en sık test edilen değişkenler göz önünde bulundurulmuştur. Ayrıca mümkün olan tüm değişkenlerin değerlendirmeye alınarak özellik seçimi sonucunda en iyi özellik setine sahip veri kümesi üzerine odaklanılması amaçlanmıştır.

Çizelge 2.3. Gayrimenkul fiyat tahmini görevinde kullanılan değişkenler

Değişkenler	**Çalışmalar**
Şehir / İlçe	Yayar ve Karaca, 2014; Pai ve Wang, 2020
Kent / Kırsalı mı?	Selim, 2008; Selim, 2009; Bergadano vd., 2021
Posta kodu / Alt bölge /Belediye / Sokak / Mahalle	Tay ve Ho, 1992; McGreal vd., 1998; Panayiotou vd., 2000; Üçdoruk, 2001; Limsombunchao vd., 2004; Fan vd., 2006; Zurada vd., 2006; Ozus vd., 2007; Lam vd., 2008; Lam vd., 2009; Del Cacho, 2010; Igbinosa, 2011; Kontrimas ve Verikas, 2011; Lin ve Mohan, 2011; Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; Tabales vd., 2013; McCluskey vd., 2013; Mimis vd., 2013; Çiçek ve Hatırlı, 2014; McCluskey vd., 2014; Bulut vd., 2015; Masias vd., 2016; Gökler, 2017; Abidoye ve Chan, 2017b; Bin vd., 2017; Phan, 2018; Xin ve Khalid, 2018; Baldominos vd., 2018; Čeh vd., 2018; Yacim ve Boshoff, 2018b; Yacim ve Boshoff, 2018a; Lee vd., 2018; Baldominos vd., 2018; Yılmazel vd., 2018; Walthert ve Sigrist, 2019; Neloy vd., 2019; Yeşil vd., 2019; Xiong vd., 2019; Sandbhor ve Chaphalkar, 2019; Štubňová vd., 2020; Alfaro-Navarro vd., 2020; Mrsic vd., 2020; Bergadano vd., 2021, Torres-Pruñonosa vd., 2021; Chanasit vd., 2021; Truong vd., 2020; Tabar vd., 2021; Imran vd., 2021; Sangha, 2021; Bergadano vd., 2021; Chanasit vd., 2021; Gao vd., 2022; Deaconu vd., 2022; Seya ve Shiroi, 2022

Gayrimenkul parsel / Ada	Ersoz vd., 2018
Gayrimenkul tipi	Tay ve Ho, 1992; Lu ve Lu, 1992; Collins ve Evans, 1994; McGreal vd., 1998; Panayiotou vd., 2000; Zurada vd., 2006; Selim, 2008; Lam vd., 2008; Selim, 2009; Lam vd., 2009; Del Cacho, 2010; Fernández-Durán vd., 2011; Zurada vd., 2011; Kontrimas ve Verikas, 2011; Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; Mimis vd., 2013; McCluskey vd., 2013; Ecer, 2014; Gerek, 2014; Kördiş vd., 2014; Park ve Bae, 2015; Masías vd., 2016; Yazgan vd., 2017 ; Abidoye ve Chan, 2017b; Baldominos vd., 2018; Čeh vd., 2018; Fu, 2018; Phan, 2018; Abidoye ve Chan, 2018a; Abidoye ve Chan, 2018b; Alexandridis vd., 2019; Yeşil vd., 2019; Neloy vd., 2019; Niu ve Niu, 2019; Xiong vd., 2019; Pai ve Wang, 2020; Mrsic vd., 2020; Truong vd., 2020; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Kalliola vd., 2021; Chanasit vd., 2021; Wang vd., 2021; Kuru vd., 2021; Seya ve Shiroi, 2022; Chou vd., 2022
Müstakil mi?	Keskin, 2008; Selim, 2009; Lam vd., 2009; Yayar ve Demir, 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Baldominos vd., 2018; Čeh vd., 2018; İğdeli, 2021
Apartman / Daire mı?	Chiarazzo vd., 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Masias vd., 2016; İğdeli, 2021
Gayrimenkul veya bina yaşı (Kategorik)	Selim, 2008; Selim,2009; Kitapci vd., 2017; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Trawiński vd., 2017; Yıldırım, 2019
Gayrimenkul veya bina yaşı (Sürekli)	Goodman, 1978; Goodman, 1988; Lu ve Lu, 1992; Do ve Grudnitski, 1992; Do ve Grudnitski, 1993; Collins ve Evans, 1994; Meese ve Wallace, 1997; Lenk vd., 1997; McGreal vd., 1998; Bourassa ve Hoesli, 1999; Tyrväinen ve Miettinen, 2000; Panayiotou vd., 2000; Üçdoruk, 2001; Nguyen ve Cripps, 2001; Wong vd., 2002; Limsombunchao vd., 2004; Wen vd., 2005; Sarip, 2005; Fan vd., 2006; Ozus vd., 2007; Baldemir vd., 2007; Lam vd., 2008; Keskin, 2008; Peterson ve Flanagan, 2009; Lam vd., 2009; Özsoy ve Şahin, 2009; Kontrimas ve Verikas, 2011; Lin ve Mohan, 2011; Friesen vd., 2011; Zurada vd., 2011; McCluskey vd., 2013; Yalpır vd., 2013; Yayar ve Gül, 2014; Yalpir vd., 2014; Khamis ve Kamarudin, 2014; Kördiş vd., 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Gerek, 2014; Ecer, 2014; Ayan ve Erkin, 2014; McCluskey vd., 2014; Yayar ve Karaca, 2014; Daşkıran, 2015; Lasota vd., 2015; Işık, 2016; Bulut vd., 2015; Abidoye ve Chan, 2017b; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017; Yazgan vd., 2017; Hayrullahoğlu vd., 2017; Kok vd., 2017; Ersoz vd., 2018; Fu, 2018; Baldominos vd., 2018; Vineeth vd., 2018; Ellibeş ve Görmüş, 2018; Abidoye ve Chan, 2018b; Georgiadis, 2018; Abidoye ve Chan, 2018a; Güler vd., 2019; Niu ve Niu, 2019; Yeşil vd., 2019; Alexandridis vd., 2019; Sandbhor ve Chaphalkar, 2019; Ulvi ve Özkan, 2019; Walthert ve Sigrist, 2019; Lee ve Park, 2020; Pai ve Wang, 2020; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Truong vd., 2020; Mankad, 2021; Sangha, 2021; İğdeli, 2021; Tabar vd., 2021; Yazdani, 2021; Ho vd., 2021; Wang vd., 2021; Alkan vd., 2022; Chou vd., 2022; Seya ve Shiroi, 2022
Yapım yılı	Straszheim, 1974; Palmquist, 1984; Amabile ve Rosato, 1998; Din vd., 2001; Jaen, 2002; Zurada vd., 2006; Graczyk vd., 2010; Del Cacho, 2010; Lin ve Mohan, 2011; Mimis vd., 2013; Tabales vd., 2013; Yayar ve Demir, 2014; Xu ve Gade, 2017; Bin vd., 2017; Morillo Balsera vd., 2018; Mrsic vd., 2020; Xin ve Khalid, 2018; Talaga vd., 2019; Koktashev vd., 2019; Xiong vd., 2019; Hong vd., 2020; Bergadano vd., 2021; Rampini ve Cecconi, 2021; Kalliola vd., 2021
Bina / Gayrimenkul kat	Wen vd., 2005; Üçdoruk, 2001; Keskin, 2008; Lam vd., 2009; Graczyk vd., 2010; Kontrimas ve Verikas, 2011; Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; McCluskey vd., 2013; Yalpır vd., 2013; Ecer, 2014; Kördiş vd., 2014; Yalpir vd., 2014; Lasota vd., 2015; Bulut vd., 2015; Xu ve Gade, 2017; Yılmazel vd., 2018; Abidoye ve Chan, 2018b; Yeşil vd., 2019; Abidoye ve Chan, 2017b; Ulvi ve Özkan, 2019; Čeh vd., 2018; Ellibeş ve Görmüş, 2018; Talaga vd., 2019; Koktashev vd., 2019; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Mrsic vd., 2020; Lee ve Park, 2020; Pai ve Wang, 2020; Štubňová vd., 2020; İğdeli, 2021; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Sing vd., 2021; Kuru vd., 2021; Kuru vd., 2021; Kalliola vd., 2021; Chou vd., 2022
Bulunduğu kat	Lu ve Lu, 1992; Amabile ve Rosato, 1998; Baldemir vd., 2007; Wong vd., 2002; Fan vd., 2006; Lam vd., 2008; Keskin, 2008;Özsoy ve Şahin, 2009; Graczyk vd., 2010; Del Cacho, 2010; Antipov ve Pokryshevskaya, 2012, Yalpır vd., 2013; Gerek, 2014; Yayar ve Karaca, 2014; Yalpir vd., 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Kördiş vd., 2014; Chiarazzo vd., 2014; Bulut vd., 2015; Daşkıran, 2015, Tajani vd., 2016; Işık, 2016; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017; Yazgan vd., 2017; Gökler, 2017; Hayrullahoğlu vd., 2017; Ersoz vd., 2018; Abidoye ve Chan, 2018b; Čeh vd., 2018; Vineeth vd., 2018; Georgiadis, 2018; Ellibeş ve Görmüş, 2018; Niu ve Niu, 2019 Peng vd., 2019;; Ulvi ve Özkan, 2019; Xiong vd., 2019; Yıldırım, 2019; Koktashev vd., 2019; Alexandridis vd., 2019, Mrsic vd., 2020; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Hong vd., 2020; İğdeli, 2021; Tabar vd., 2021; Wang vd., 2021;

	Morano vd., 2021; Kalliola vd., 2021; Bergadano vd., 2021, Chou vd., 2022; Alkan vd., 2022
Zemin kat mı?	Zurada vd., 2006; Yayar ve Demir, 2014
Bina tipi	Goodman, 1978; Selim,2009; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Park ve Bae, 2015; Čeh vd., 2018; Truong vd., 2020
Sahibinden (satıcı) mi?	Bulut vd., 2015; Kuru vd., 2021; Yeşil vd., 2019; İğdeli, 2021
Emlak acentasından (satıcı) mı?	Bulut vd., 2015; Yeşil vd., 2019; Kuru vd., 2021; İğdeli, 2021
Zemin özellikleri	Baldemir vd., 2007; Selim, 2008; Selim,2009; Üçdoruk, 2001; Del Cacho, 2010; Kitapci vd., 2017; Truong vd., 2020; Pérez-Rave vd., 2020
Banyo zemini	Üçdoruk, 2001; Baldemir vd., 2007; Selim, 2009; Yayar ve Demir, 2014
Isıtma sistemi türü	Üçdoruk, 2001; Baldemir vd., 2007; Fernández-Durán vd., 2011; Kontrimas ve Verikas, 2011; Yalpır vd., 2013; Kördiş vd., 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Yayar ve Demir, 2014; Yayar ve Karaca, 2014; Daşkıran, 2015; Park ve Bae, 2015; Işık, 2016; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017; Gökler, 2017; Afşar vd., 2017; Ersoz vd., 2018; Yılmazel vd., 2018; Yeşil vd., 2019; Alexandridis vd., 2019; Güler vd., 2019; Ulvi ve Özkan, 2019; Yıldırım, 2019; Mrsic vd., 2020; Tabar vd., 2021; Kuru vd., 2021; Deaconu vd., 2022
Son 90 gün içinde ısınma ile ilgi sorun oldu mu?	Goodman, 1988
Son 90 gün içinde gayrimenkul sigortalı mı?	Goodman, 1988
Merkezi ısıtma var mı?	Lu ve Lu, 1992; Collins ve Evans, 1994; Amabile ve Rosato, 1998; McGreal vd., 1998; Zurada vd., 2006; Ozus vd., 2007; Özsoy ve Şahin, 2009; Tajani vd., 2016; Bui vd., 2017; Xin ve Khalid, 2018; Imran vd., 2021; Torres-Pruñonosa vd., 2021
Oda sayısı	Straszheim, 1974; Goodman, 1978; Goodman, 1988; Collins ve Evans, 1994; Meese ve Wallace, 1997; Üçdoruk, 2001; Fan vd., 2006; Baldemir vd., 2007; Selim, 2008; Keskin, 2008; Özsoy ve Şahin, 2009; Peterson ve Flanagan, 2009; Selim, 2009; Yalpır vd., 2013; Yalpir vd., 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Gerek, 2014; Yayar ve Gül, 2014, Işık, 2016, Yayar ve Karaca, 2014; Kördiş vd., 2014; Soni ve Sadiq, 2015; Daşkıran, 2015; Park ve Bae, 2015; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017; Hayrullahoğlu vd., 2017; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Afşar vd., 2017; Kitapci vd., 2017; Gökler, 2017; Yazgan vd., 2017; Phan, 2018; Baldominos vd., 2018; Yılmazel vd., 2018; Abidoye ve Chan, 2018b, Alexandridis vd., 2019; Walthert ve Sigrist, 2019; Ulvi ve Özkan, 2019; Koktashev vd., 2019; Yeşil vd., 2019; Güler vd., 2019; Yıldırım, 2019; Štubňová vd., 2020; Pai ve Wang, 2020; Truong vd., 2020; Manrique vd., 2020; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Mrsic vd., 2020; ; Pérez-Rave vd., 2020; Kuru vd., 2021; Kalliola vd., 2021; Tabar vd., 2021; İğdeli, 2021; Torres-Pruñonosa vd., 2021; Chou vd., 2022; Deaconu vd., 2022; Alkan vd., 2022; Seya ve Shiroi, 2022
Oda büyüklüğü (m^2)	Ozus vd., 2007; Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; Mrsic vd., 2020
Oda alanları arasındaki mutlak yüzde farkı	Antipov ve Pokryshevskaya, 2012
Oda alanları için Herfindahl endeksi	Antipov ve Pokryshevskaya, 2012
Yatak odası sayısı	Goodman, 1988; Do ve Grudnitski, 1992; Lu ve Lu, 1992; Do ve Grudnitski, 1993; Collins ve Evans, 1994; Lenk vd., 1997; Meese ve Wallace, 1997; McGreal vd., 1998; Nguyen ve Cripps, 2001; Jaen, 2002; Limsombunchao vd., 2004; Sarip, 2005; Filho ve Bin, 2005; Lam vd., 2008; Lam vd., 2009; Del Cacho, 2010; Lin ve Mohan, 2011; Fernández-Durán vd., 2011; Igbinosa, 2011; Friesen vd., 2011; McCluskey vd., 2013; Tabales vd., 2013; McCluskey vd., 2014; Khamis ve Kamarudin, 2014; Chiarazzo vd., 2014; Masias vd., 2016; Nejad vd., 2017; Abidoye ve Chan, 2017b; Oshodi vd., 2017; Xu ve Gade, 2017; Vineeth vd., 2018; Abidoye ve Chan, 2018b; Yacim ve Boshoff, 2018b; Xin ve Khalid, 2018; Yacim ve Boshoff, 2018a; Neloy vd., 2019; Pérez-Rave vd., 2019; Xiong vd., 2019; Alexandridis vd., 2019; Yacim ve Boshoff, 2020; Pai ve Wang, 2020, Alfaro-Navarro vd., 2020; Manrique vd., 2020; Jui vd., 2020; Chanasit vd., 2021; Imran vd., 2021; Sangha, 2021; Yazdani, 2021; Gao vd., 2022
Çocuk odası sayısı	Abidoye ve Chan, 2018a; Abidoye ve Chan, 2018b

Banyo sayısı	Goodman, 1978; Palmquist, 1984; Goodman, 1988; Meese ve Wallace, 1997; Do ve Grudnitski, 1992; Baldominos vd., 2018, Yılmazel vd., 2018, Üçdoruk, 2001, Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020, Mankad, 2021, Afşar vd., 2017, Daşkıran, 2015, Peterson ve Flanagan, 2009, Kitapci vd., 2017, Worzala vd., 1995, Park ve Bae, 2015; Abidoye ve Chan, 2018a, Lam vd., 2009, Alexandridis vd., 2019, Fernández-Durán vd., 2011, Bergadano vd., 2021, Jui vd., 2020; Pérez-Rave vd., 2020, Abidoye ve Chan, 2018b, Kuru vd., 2021, Filho ve Bin, 2005, Yayar ve Gül, 2014, Ayan ve Erkin, 2014, Gao vd., 2022; Pai ve Wang, 2020, Zurada vd., 2011, Işık, 2016, Torres-Pruñonosa vd., 2021; Yıldırım, 2019; Do ve Grudnitski, 1993Alfaro-Navarro vd., 2020; Deaconu vd., 2022; Del Cacho, 2010; Chanasit vd., 2021; Morano vd., 2021; Özsoy ve Şahin, 2009; Xiong vd., 2019; Nguyen ve Cripps, 2001; Yayar ve Karaca, 2014; Chiarazzo vd., 2014; Yazdani, 2021; Gökler, 2017; Limsombunchao vd., 2004; Bulut vd., 2015; Phan, 2018; Tabales vd., 2013; Yeşil vd., 2019; Abidoye ve Chan, 2017b; Lam vd., 2008; Pérez-Rave vd., 2019; Amabile ve Rosato, 1998; Friesen vd., 2011; Khamis ve Kamarudin, 2014; Baldemir vd., 2007; Masias vd., 2016; Xin ve Khalid, 2018; Lu ve Lu, 1992; Tabar vd., 2021; İğdeli, 2021; Zurada vd., 2006; Xu ve Gade, 2017; Oshodi vd., 2017; Jaen, 2002; Kördiş vd., 2014; Lin ve Mohan, 2011; Imran vd., 2021; Tajani vd., 2016; Nejad vd., 2017; Igbinosa, 2011; Neloy vd., 2019; Vineeth vd., 2018; Manrique vd., 2020; McGreal vd., 1998 ; Din vd., 2001
Banyo büyüklüğü (m^2)	Yayar ve Gül, 2014
Tuvalet sayısı	Goodman, 1978; Goodman, 1988; Panayiotou vd., 2000; Özsoy ve Şahin, 2009; Del Cacho, 2010; Igbinosa, 2011; Kördiş vd., 2014; Abidoye ve Chan, 2017b; Abidoye ve Chan, 2018b
Brüt gayrimenkul büyüklüğü (m^2)	Straszheim, 1974; Goodman, 1978; Palmquist, 1984; Tay ve Ho, 1992; Do ve Grudnitski, 1992; Lu ve Lu, 1992; Worzala vd., 1995; Meese ve Wallace, 1997; Amabile ve Rosato, 1998; McGreal vd., 1998; Panayiotou vd., 2000; Üçdoruk, 2001; Jaen, 2002; Limsombunchao vd., 2004; Wen vd., 2005; Sarip, 2005; Fan vd., 2006; Ozus vd., 2007; Selim, 2008; Keskin, 2008; Lam vd., 2008; Peterson ve Flanagan, 2009; Özsoy ve Şahin, 2009; Lam vd., 2009; Selim, 2009; Del Cacho, 2010; Graczyk vd., 2010; Kontrimas ve Verikas, 2011; Friesen vd., 2011; Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; McCluskey vd., 2013; Ecer, 2014; Ayan ve Erkin, 2014; Khamis ve Kamarudin, 2014; McCluskey vd., 2014; Yayar ve Demir, 2014; Chiarazzo vd., 2014; Yayar ve Karaca, 2014; Park ve Bae, 2015; Bulut vd., 2015; Işık, 2016; Masías vd., 2016; Afşar vd., 2017; Gökler, 2017; Kitapci vd., 2017; Bui vd., 2017; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017; Yazgan vd., 2017; Trawiński vd., 2017; Xu ve Gade, 2017; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Hayrullahoğlu vd., 2017; Bin vd., 2017; Baldominos vd., 2018; Phan, 2018; Xin ve Khalid, 2018; Lee vd., 2018; Yılmazel vd., 2018; Yacim ve Boshoff, 2018a; Čeh vd., 2018; Yacim ve Boshoff, 2018b; Alexandridis vd., 2019; Neloy vd., 2019; Peng vd., 2019; Pérez-Rave vd., 2019; Koktashev vd., 2019; Jui vd., 2020; Alfaro-Navarro vd., 2020; Pérez-Rave vd., 2020; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Yacim ve Boshoff, 2020; Lee ve Park, 2020; Hong vd., 2020; Mrsic vd., 2020; Manrique vd., 2020; Truong vd., 2020; Mankad, 2021; Ho vd., 2021; Kuru vd., 2021; Torres-Pruñonosa vd., 2021; Sing vd., 2021; Rampini ve Cecconi, 2021; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Chanasit vd., 2021; Morano vd., 2021; Yazdani, 2021; Sangha, 2021; Alkan vd., 2022; Chou vd., 2022
Net gayrimenkul büyüklüğü (m^2)	Straszheim, 1974; Goodman, 1978; Palmquist, 1984; Do ve Grudnitski, 1992; Lu ve Lu, 1992; Do ve Grudnitski, 1993; Worzala vd., 1995; Lenk vd., 1997; Nguyen ve Cripps, 2001; Wong vd., 2002; Jaen, 2002; Filho ve Bin, 2005; Sarip, 2005; Baldemir vd., 2007; Peterson ve Flanagan, 2009; Fernández-Durán vd., 2011; Mohan, 2011; Kontrimas ve Verikas, 2011; Zurada vd., 2011; Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; Amri ve Tularam, 2012; Koramaz ve Dokmeci, 2012; Tabales vd., 2013; Yalpır vd., 2013; Khamis ve Kamarudin, 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Gül, 2014; Ayan ve Erkin, 2014; Kördiş vd., 2014; Gerek, 2014; McCluskey vd., 2014; Park ve Bae, 2015; Lasota vd., 2015; Lin ve Tajani vd., 2016; Yayar ve Masías vd., 2016; Masias vd., 2016; Kitapci vd., 2017; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Morillo Balsera vd., 2018; Yacim ve Boshoff, 2018b; Čeh vd., 2018; Xin ve Khalid, 2018; Georgiadis, 2018; Talaga vd., 2019; Kok vd., 2017; Oshodi vd., 2017; Bui vd., 2017; Ersoz vd., 2018; Ellibeş ve Görmüş, 2018; Fu, 2018; Vineeth vd., 2018; Güler vd., 2019; Yeşil vd., 2019; Ulvi ve Özkan, 2019; Sandbhor ve Chaphalkar, 2019; Niu ve Niu, 2019; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Jui vd., 2020; Mrsic vd., 2020; Manrique vd., 2020; Štubňová vd., 2020; Kalliola vd., 2021; Wang vd., 2021; Bergadano vd., 2021; Kuru vd., 2021; İğdeli, 2021; Imran vd., 2021; Tabar vd., 2021; Yazdani, 2021; Mankad, 2021; Ho vd., 2021; Deaconu vd., 2022; Gao vd., 2022
Arsa büyüklüğü veya inşaat alanı	Lenk vd., 1997; Bourassa ve Hoesli, 1999; Tyrväinen ve Miettinen, 2000; Filho ve Bin, 2005, Sarip, 2005; Igbinosa, 2011; Lee ve Park, 2020; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021

Mutfak büyüklüğü (m^2)	Antipov ve Pokryshevskaya, 2012, Yayar ve Gül, 2014
Mutfak kalitesi	Xin ve Khalid, 2018
Malzeme kalitesi	Güler vd., 2019
Yemek odası var mı?	Oshodi vd., 2017; Imran vd., 2021
Misafir odası var mı?	Imran vd., 2021
Eşyalı / Mobilyalı mı?	Tabales vd., 2013; Işık, 2016; Oshodi vd., 2017
Entegre mutfak var mı?	Pérez-Rave vd., 2020
Gayrimenkulün durumu / kalitesi (kategorik)	Palmquist, 1984; Meese ve Wallace, 1997; Amabile ve Rosato, 1998; Bourassa ve Hoesli, 1999; Din vd., 2001; Sarip, 2005; Del Cacho, 2010; Fernández-Durán vd., 2011; Friesen vd., 2011; Yacim ve Boshoff, 2018a; Yacim ve Boshoff, 2018b; Georgiadis, 2018; Sandbhor ve Chaphalkar, 2019;Walthert ve Sigrist, 2019; Štubňová vd., 2020; Yacim ve Boshoff, 2020;Torres-Pruñonosa vd., 2021; Morano vd., 2021; Deaconu vd., 2022
Binanın / Gayrimenkulün yıpranma durumu	Sarip, 2005; Lee vd., 2018
Gayrimenkulün büyük bir geliştirmeye ihtiyacı var mı?	McGreal vd., 1998; Chiarazzo vd., 2014
Gayrimenkul yeni mi / sıfır mı?	Chiarazzo vd., 2014
Gayrimenkul yapı türü	Kontrimas ve Verikas, 2011
Her katta bulunan konut sayısı	Lam vd., 2008; Ersoz vd., 2018
Her bir blokta/binada bulunan konut sayısı	Lam vd., 2008; Baldemir vd., 2007; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Čeh vd., 2018
Kira değeri	Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020
Bodrum var mı?	Palmquist, 1984; Lenk vd., 1997
Bodrum tipi	Zurada vd., 2011
Arsa değeri	Mimis vd., 2013
Ailelerin yıllık ortalama geliri	Keskin, 2008; Mimis vd., 2013, Kok vd., 2017;Kalliola vd., 2021; Chanasit vd., 2021; Yazdani, 2021;
Ailelerin haftalık ortalama geliri	Gao vd., 2022
Satış / İşlem Tarihi (Gün / Ay / Çeyrek / Yıl)	Tay ve Ho, 1992; Lu ve Lu, 1992; Collins ve Evans, 1994; McGreal vd., 1998; Panayiotou vd., 2000; Nguyen ve Cripps, 2001; Wen vd., 2005; Fan vd., 2006; Zurada vd., 2011; Mimis vd., 2013Phan, 2018; Čeh vd., 2018; Yacim ve Boshoff, 2018b; Neloy vd., 2019; T; Xiong vd., 2019; ruong vd., 2020; Torres-Pruñonosa vd., 2021; Sangha, 2021
Kredi imkânı	Yıldırım, 2019
Pencere doğrama var mı?	Üçdoruk, 2001; Baldemir vd., 2007
Çatı yalıtımı var mı?	Üçdoruk, 2001
Çatı durumu var mı?	Bourassa ve Hoesli, 1999
Çatı materyal var mı?	Bourassa ve Hoesli, 1999; Baldemir vd., 2007
Duvar kaplama var mı?	Üçdoruk, 2001; Yayar ve Gül, 2014
Duvar kaplama alanı (m^2)	Xin ve Khalid, 2018
Duvar tipi	Zurada vd., 2011
İnşaat alanı	Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; Baldominos vd., 2018
Telefon altyapısı var mı?	Antipov ve Pokryshevskaya, 2012

Sauna-jakuzi var mı?	Selim, 2008; Selim, 2009, Ecer, 2014; Yayar ve Demir, 2014; Paireekreng ve Choensawat, 2015; Yazdani, 2021
Tuvalet	Selim, 2008; Selim,2009
Çöp öğütücü var mı?	Selim, 2008; Selim, 2009
Güneş enerjisi var mı?	Baldemir vd., 2007; Yazdani, 2021
Su sistemi var mı?	Selim, 2008; Selim, 2009
Sıcak su sistemi var mı?	Selim, 2008; Selim, 2009
Kablolu televizyon var mı?	Üçdoruk, 2001; Selim, 2008; Selim, 2009; Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
Kanalizasyon tipi	Kontrimas ve Verikas, 2011
Uydu sistemi var mı?	Üçdoruk, 2001; Baldemir vd., 2007; Yayar ve Gül, 2014
Asansör var mı?	Amabile ve Rosato, 1998; Üçdoruk, 2001; Filho ve Bin, 2005; Ozus vd., 2007; Selim, 2008; ; Keskin, 2008; Lam vd., 2008; Selim,2009; Özsoy ve Şahin, 2009; Fernández-Durán vd., 2011; Tabales vd., 2013; Yayar ve Gül, 2014; Ecer, 2014; Yayar ve Demir, 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Yayar ve Karaca, 2014; Chiarazzo vd., 2014; Bulut vd., 2015; Daşkıran, 2015; Işık, 2016; Kitapci vd., 2017; Yazgan vd., 2017; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017; Afşar vd., 2017; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Georgiadis, 2018; Baldominos vd., 2018; Čeh vd., 2018; Yılmazel vd., 2018; Sandbhor ve Chaphalkar, 2019; Koktashev vd., 2019; Peng vd., 2019; Niu ve Niu, 2019; Güler vd., 2019; Alexandridis vd., 2019; Mrsic vd., 2020; Štubňová vd., 2020; Alfaro-Navarro vd., 2020; Truong vd., 2020; Bergadano vd., 2021; Morano vd., 2021; Torres-Pruñonosa vd., 2021; Deaconu vd., 2022; Alkan vd., 2022
Asansör sayısı	Goodman, 1988; Baldemir vd., 2007; Lam vd., 2009
Garaj var mı?	Collins ve Evans, 1994; McGreal vd., 1998; Amabile ve Rosato, 1998; Nguyen ve Cripps, 2001; Wen vd., 2005; Selim, 2008; Keskin, 2008; Selim,2009; McCluskey vd., 2013; Tabales vd., 2013; Ecer, 2014; Yayar ve Gül, 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Yayar ve Demir, 2014; Chiarazzo vd., 2014; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Yacim ve Boshoff, 2018b; Baldominos vd., 2018; Alexandridis vd., 2019; Pérez-Rave vd., 2019; Pérez-Rave vd., 2020; Pai ve Wang, 2020; Hong vd., 2020; Alfaro-Navarro vd., 2020; Chou vd., 2022; Mrsic vd., 2020; Deaconu vd., 2022
Garaj (m^2)	Collins ve Evans, 1994; Lenk vd., 1997; Abidoye ve Chan, 2018a; Abidoye ve Chan, 2018b; Xiong vd., 2019; Pai ve Wang, 2020; Chanasit vd., 2021; Gao vd., 2022
Garaj (araç sayısına göre)	Goodman, 1978; Palmquist, 1984; Do ve Grudnitski, 1992; Do ve Grudnitski, 1993; Worzala vd., 1995; Din vd., 2001; Jaen, 2002; Limsombunchao vd., 2004 ; Del Cacho, 2010; Zurada vd., 2011; Park ve Bae, 2015; Abidoye ve Chan, 2017b; Xin ve Khalid, 2018; Zurada vd., 2006; Bin vd., 2017; Nejad vd., 2017; Niu ve Niu, 2019; Neloy vd., 2019; Lee ve Park, 2020; Rampini ve Cecconi, 2021; Chanasit vd., 2021; Yazdani, 2021
Garaj tipi	Zurada vd., 2006; Zurada vd., 2011; Mrsic vd., 2020; Chou vd., 2022
Garaj gayrimenkulden ayrı mı?	Palmquist, 1984
Havuz var mı?	Palmquist, 1984; Lu ve Lu, 1992; Jaen, 2002; Selim, 2008; Keskin, 2008; Lam vd., 2008; Selim,2009; Lam vd., 2009; Del Cacho, 2010; Fernández-Durán vd., 2011; Friesen vd., 2011; Tabales vd., 2013; Ecer, 2014; Ayan ve Erkin, 2014; Kördiş vd., 2014; Yayar ve Demir, 2014; Yayar ve Gül, 2014; Paireekreng ve Choensawat, 2015; Oshodi vd., 2017; Baldominos vd., 2018; Ellibeş ve Görmüş, 2018; Mrsic vd., 2020; Yacim ve Boshoff, 2020; Alfaro-Navarro vd., 2020; Kuru vd., 2021; Torres-Pruñonosa vd., 2021; Yazdani, 2021; Imran vd., 2021
Havuz büyüklüğü	Yacim ve Boshoff, 2018a; Yacim ve Boshoff, 2018b
Bina tasarımı ve mimari tasarım	Wen vd., 2005; Yacim ve Boshoff, 2018a; Yacim ve Boshoff, 2018b; Yacim ve Boshoff, 2020
Doğal gaz var mı?	Selim, 2008; Selim,2009; Fernández-Durán vd., 2011; Pérez-Rave vd., 2019; Pérez-Rave vd., 2020; Mrsic vd., 2020
Çatı katı mı?	Baldominos vd., 2018

Çatı tipi	Lam vd., 2009
Birinci kat mı?	Afşar vd., 2017
Gayrimenkule ait bahçe var mı?	Collins ve Evans, 1994; Üçdoruk, 2001; Baldemir vd., 2007; Lam vd., 2008; Keskin, 2008; Lam vd., 2009; Tabales vd., 2013; Yayar ve Gül, 2014; Chiarazzo vd., 2014; Oshodi vd., 2017; Baldominos vd., 2018; Yacim ve Boshoff, 2018b; Ersoz vd., 2018; Pérez-Rave vd., 2020; Mrsic vd., 2020; Torres-Pruñonosa vd., 2021; Imran vd., 2021
Bahçe alanı (m^2 veya oran)	Del Cacho, 2010; Fu, 2018; Niu ve Niu, 2019
Ön bahçe alanı	Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021
Yan bahçe alanı	Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021
Park ücreti var mı?	Baldominos vd., 2018
Aidat miktarı	Işık, 2016; Baldominos vd., 2018
Aidat var mı?	Pérez-Rave vd., 2020
İlan / İşlem Tarihi	Igbinosa, 2011; Yacim ve Boshoff, 2018a; Baldominos vd., 2018; Hong vd., 2020
İlandan çıkma Tarihi	Baldominos vd., 2018
ADSL altyapısı var mı?	Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
Duşakabin var mı?	Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
Giyinme odası var mı?	Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
İnterkom var mı?	Ecer, 2014
Kiler var mı?	Goodman, 1988; Do ve Grudnitski, 1993; Özsoy ve Şahin, 2009; Tabales vd., 2013; Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017; Štubňová vd., 2020; Alfaro-Navarro vd., 2020; Deaconu vd., 2022
Kiler sayısı	Do ve Grudnitski, 1992; Lu ve Lu, 1992; Sarip, 2005; Yacim ve Boshoff, 2018a; Yacim ve Boshoff, 2018b; Yacim ve Boshoff, 2020
PVC pencere var mı?	Ozus vd., 2007; Baldemir vd., 2007; Ecer, 2014; Yayar ve Karaca, 2014
Şömine var mı?	Do ve Grudnitski, 1993; Ozus vd., 2007; Ecer, 2014, Park ve Bae, 2015; Xu ve Gade, 2017
Şömine Sayısı	Do ve Grudnitski, 1992; Lenk vd., 1997; Zurada vd., 2006; Zurada vd., 2011; Bin vd., 2017
Balkon var mı?	Lam vd., 2008; Keskin, 2008; Lam vd., 2009; Ecer, 2014; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Yazgan vd., 2017; Oshodi vd., 2017; Koktashev vd., 2019; Neloy vd., 2019; Štubňová vd., 2020; Mrsic vd., 2020; Alkan vd., 2022; Deaconu vd., 2022
Balkon sayısı	Yayar ve Gül, 2014, Üçdoruk, 2001; Yayar ve Karaca, 2014; Baldemir vd., 2007; Gerek, 2014; Tabar vd., 2021; Koktashev vd., 2019; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017
Ebeveyn banyo var mı?	Ecer, 2014, Yılmazel vd., 2018, Afşar vd., 2017; Yazgan vd., 2017; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017; Ellibeş ve Görmüş, 2018; Igbinosa, 2011
Gömme dolap / Giysi dolabı	Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017; Tabales vd., 2013
Isıcam var mı?	Ecer, 2014
Klima var mı?	Palmquist, 1984; Del Cacho, 2010; Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017; Alfaro-Navarro vd., 2020; Mrsic vd., 2020
Tavan vantilatörü var mı?	Palmquist, 1984
Ankastre / Hazır mutfak var mı?	Baldemir vd., 2007; Ecer, 2014, Yayar ve Karaca, 2014; Afşar vd., 2017; Yazgan vd., 2017; Yılmazel vd., 2018
Mutfak var mı?	Ecer, 2014
Panjur var mı?	Üçdoruk, 2001; Baldemir vd., 2007; Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
Spot ışığı var mı?	Ecer, 2014
Çamaşır odası var mı?	Tabales vd., 2013; Ecer, 2014; Imran vd., 2021

Çalışma odası var mı?	Imran vd., 2021
Hırsız alarmı var mı?	Del Cacho, 2010; Ecer, 2014
Barbakü var mı?	Ecer, 2014; Mrsic vd., 2020
Fiber internet var mı?	Ecer, 2014, Yılmazel vd., 2018
Görüntülü diafon var mı?	Tabales vd., 2013; Ecer, 2014; Yayar ve Karaca, 2014; Yazgan vd., 2017
Laminant parke var mı?	Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
Parke zemin var mı?	Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
Teras / Veranda var mı?	Tabales vd., 2013; Ecer, 2014; Chiarazzo vd., 2014; Xu ve Gade, 2017; Pérez-Rave vd., 2019; Yacim ve Boshoff, 2018b; Mrsic vd., 2020
Teras / Veranda alanı (m^2)	Del Cacho, 2010
Sundurma var mı?	Lu ve Lu, 1992; Mrsic vd., 2020
Kış bahçesi var mı?	Mrsic vd., 2020
Çelik kapı var mı?	Ecer, 2014; Bulut vd., 2015; Yazgan vd., 2017; Deaconu vd., 2022
Çöp toplama hizmeti var mı?	Koktashev vd., 2019
Yangın alarmı var mı?	Ecer, 2014
Duvar kâğıdı var mı?	Ecer, 2014
Kartonpiyer var mı?	Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
Şofben var mı?	Ecer, 2014
Hidrofor var mı?	Üçdoruk, 2001; Baldemir vd., 2007; Yazgan vd., 2017
Jeneratör / Jenaratör	Ozus vd., 2007; Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
Kreş var mı?	Ecer, 2014
Tenis kortu var mı?	Del Cacho, 2010; Ecer, 2014; Tabales vd., 2013
Basketbol sahası var mı?	Lam vd., 2008; Del Cacho, 2010
Futbol sahası var mı?	Del Cacho, 2010
Güvenlik var mı?	Keskin, 2008; Özsoy ve Şahin, 2009; Del Cacho, 2010; Ecer, 2014; Yayar ve Gül, 2014; Ayan ve Erkin, 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Paireekreng ve Choensawat, 2015; ; Yazgan vd., 2017; Abidoye ve Chan, 2017b; Abidoye ve Chan, 2018a; Abidoye ve Chan, 2018b; Yacim ve Boshoff, 2018b; Imran vd., 2021
Güvenlik sistemi var mı?	Kördiş vd., 2014; Paireekreng ve Choensawat, 2015
Otopark var mı?	McGreal vd., 1998; Üçdoruk, 2001; Ozus vd., 2007; Baldemir vd., 2007; Özsoy ve Şahin, 2009; Ecer, 2014; Bulut vd., 2015; Afşar vd., 2017; Kitapci vd., 2017; Yazgan vd., 2017; Oshodi vd., 2017; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017; Yılmazel vd., 2018; Yacim ve Boshoff, 2018b; Ersoz vd., 2018; Ellibeş ve Görmüş, 2018; Georgiadis, 2018; Koktashev vd., 2019; Walthert ve Sigrist, 2019; Sandbhor ve Chaphalkar, 2019; Mrsic vd., 2020; Štubňová vd., 2020; Imran vd., 2021
Kapalı otopark var mı?	Kördiş vd., 2014; Yazgan vd., 2017
Açık otopark var mı?	Kördiş vd., 2014
Otopark tipi	Oshodi vd., 2017; Alexandridis vd., 2019
Site içinde mi?	Üçdoruk, 2001; Baldemir vd., 2007; Kördiş vd., 2014; Yayar ve Gül, 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Bulut vd., 2015; Işık, 2016; Kitapci vd., 2017; Ellibeş ve Görmüş, 2018; Yeşil vd., 2019; Lee ve Park, 2020; İğdeli, 2021
Site puanı	Hayrullahoğlu vd., 2017
Yangın merdiveni veya Çıkışı var mı?	Palmquist, 1984; Özsoy ve Şahin, 2009; Baldemir vd., 2007; Ecer, 2014; Yayar ve Karaca, 2014; Yazgan vd., 2017
Yangın çıkış sayısı	Goodman, 1978

Oyun parkına yakın mı?	Lam vd., 2009, Fernández-Durán vd., 2011, Ecer, 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Yazgan vd., 2017; Kuru vd., 2021
Park ve yeşil alana uzaklık (km)	Fernández-Durán vd., 2011; Amri ve Tularam, 2012; Yalpir vd., 2014; Yayar ve Gül, 2014; Masias vd., 2016; Lee vd., 2018; Georgiadis, 2018; Hong vd., 2020; Chanasit vd., 2021; Morano vd., 2021; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Alkan vd., 2022
Spor alanına yakın mı? / Spor alanı var mı?	Fernández-Durán vd., 2011; Ecer, 2014; Paireekreng ve Choensawat, 2015;Yazgan vd., 2017; Chou vd., 2022
Spor alanına uzaklık (km)	Alkan vd., 2022
Yeşil alan ve parka yakın mı?	Fernández-Durán vd., 2011; Chou vd., 2022; Deaconu vd., 2022; Del Cacho, 2010; Pérez-Rave vd., 2019; Ecer, 2014, Pérez-Rave vd., 2020; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Čeh vd., 2018; Georgiadis, 2018; Talaga vd., 2019; Kok vd., 2017; Xu ve Gade, 2017; Paireekreng ve Choensawat, 2015
Yakın yeşil alam (m^2)	Fernández-Durán vd., 2011
Isı Yalıtım var mı?	Ozus vd., 2007; Ecer, 2014; Bulut vd., 2015; Kitapci vd., 2017; Yazgan vd., 2017; Ersoz vd., 2018; Deaconu vd., 2022
Gayrimenkul güneş alıyor mu?	Güler vd., 2019
Kapıcı var mı?	Üçdoruk, 2001; Baldemir vd., 2007; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Ecer, 2014; Yayar ve Karaca, 2014; Yazgan vd., 2017
Havalandırma var mı?	Palmquist, 1984; Goodman, 1988; Baldemir vd., 2007
Ses yalıtımı var mı?	Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
Su deposu var mı?	Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
Kombi var mı?	Özsoy ve Şahin, 2009; İğdeli, 2021
Banka hizmetlerine ulaşım zorluğu (1-4)	Yayar ve Demir, 2014
Banka hizmetlerine yakın mı?	Deaconu vd., 2022
Eğitim hizmetlerine ulaşım zorluğu (1-4)	Yayar ve Demir, 2014
Sağlık hizmetlerine ulaşım zorluğu (1-4)	Yayar ve Demir, 2014
Bölge eğitim seviyesi	Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Kalliola vd., 2021
Yakın alışveriş merkezi var mı?	Ecer, 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Gerek, 2014; Yazgan vd., 2017; Imran vd., 2021; Deaconu vd., 2022
Alışveriş merkezine uzaklık (m)	Tyrväinen ve Miettinen, 2000; Wong vd., 2002; Soni ve Sadiq, 2015; Masias vd., 2016; Talaga vd., 2019; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Chanasit vd., 2021; Gao vd., 2022; Alkan vd., 2022
Hava alanına uzaklık (m veya km)	Abhyankar ve Singla, 2021
Hava alanına yakın mı?	Čeh vd., 2018; Chou vd., 2022; Imran vd., 2021
Denize ve sahile yakın mı?	Jaen, 2002; Ecer, 2014; Chiarazzo vd., 2014; Georgiadis, 2018; Güler vd., 2019
Denize uzaklık (m / km)	Kördiş vd., 2014; Yayar ve Gül, 2014; Koramaz ve Dokmeci, 2012; Georgiadis, 2018; Alkan vd., 2022
Deniz seviyesinde yüksekliği	Čeh vd., 2018
Hastane yakın mı?	Ecer, 2014, Kitapci vd., 2017, Fernández-Durán vd., 2011; Chou vd., 2022; Deaconu vd., 2022; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Yazgan vd., 2017; Georgiadis, 2018; Imran vd., 2021
Hastane uzaklığı (m / km)	Daşkıran, 2015; Masias vd., 2016; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017; Lee vd., 2018; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; B Hong vd., 2020; Chanasit vd., 2021; Morano vd., 2021;

	ilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Kalliola vd., 2021; Abhyankar ve Singla, 2021;Mankad, 2021; Gao vd., 2022; Alkan vd., 2022
Yakın hastane sayısı	Neloy vd., 2019
Polis karakoluna uzaklık	Masias vd., 2016; Oshodi vd., 2017; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Abhyankar ve Singla, 2021
İtfaiye merkezine uzaklık	Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021
Bankalara uzaklık	Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021
Askeri bölgeye uzaklık	Georgiadis, 2018; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021
Mezarlığa uzaklık	Georgiadis, 2018; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Alkan vd., 2022
Mezarlığa yakın mı?	Georgiadis, 2018
Tiyatro uzaklık (m / km)	Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021
Trafo merkezine yakın mı?	Chou vd., 2022
Yüksek voltaj hattına yakın mı?	Chou vd., 2022
Köşe başında mı?	Baldemir vd., 2007
Metroya yakın mı?	Fernández-Durán vd., 2011; Mimis vd., 2013; Chiarazzo vd., 2014; Bulut vd., 2015; Kitapci vd., 2017; Peng vd., 2019; Pérez-Rave vd., 2020
Metroya uzaklığı (m / km)	Lam vd., 2008; Lam vd., 2009; Del Cacho, 2010; Masías vd., 2016; Hayrullahoğlu vd., 2017; Masias vd., 2016; Lee vd., 2018; Lee ve Park, 2020; Niu ve Niu, 2019; Fu, 2018; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Truong vd., 2020; Hong vd., 2020; Mankad, 2021; Sing vd., 2021
Metroya uzaklığı (Süre olarak yürüyerek veya otobüsle Kategorik değişken)	Antipov ve Pokryshevskaya, 2012
Metro durak sayısı (500 m / 1 km içinde)	Niu ve Niu, 2019
En yakın şehir çıkısına uzaklık	Mankad, 2021
Markete yakın mı?	Ecer, 2014, Yazgan vd., 2017
Markete uzaklık (m / km)	Yayar ve Gül, 2014; Lee vd., 2018; Lee ve Park, 2020; Mankad, 2021; Morano vd., 2021; Gao vd., 2022
Posta ofisine uzaklık (m / km)	Morano vd., 2021
Semt pazarına yakın mı?	Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
İtfaiyeye yakın mı?	Ecer, 2014
Eczane yakın mı?	Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
Şehir merkezine yakın mı?	Amabile ve Rosato, 1998; Din vd., 2001; Özsoy ve Şahin, 2009; Fernández-Durán vd., 2011; Ecer, 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Kitapci vd., 2017, Ghorbani ve Afgheh, 2017; Yazgan vd., 2017
Şehir merkezine uzaklık (m / km)	Tyrväinen ve Miettinen, 2000; Wong vd., 2002; Ozus vd., 2007; Baldemir vd., 2007; Koramaz ve Dokmeci, 2012; Yayar ve Karaca, 2014; Ayan ve Erkin, 2014; Lasota vd., 2015; Daşkıran, 2015; Chiarazzo vd., 2014; Masias vd., 2016; Tajani vd., 2016; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017; Bui vd., 2017; Nejad vd., 2017; Ersoz vd., 2018; Georgiadis, 2018; Talaga vd., 2019; Xiong vd., 2019; Alexandridis vd., 2019; Truong vd., 2020; Sing vd., 2021; Abhyankar ve Singla, 2021; Deaconu vd., 2022
Kamusal alanlara/meydanlara uzaklık (m / km)	Işık, 2016; Lee vd., 2018; Georgiadis, 2018

Çöp atık merkezine Uzaklık (km)	Abhyankar ve Singla, 2021; Chou vd., 2022
Şehir merkezine ulaşım süresi (dk)	Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; Masias vd., 2016; Lee vd., 2018; Ho vd., 2021; Yazdani, 2021
Yakın ticaret merkezi var mı?	Pérez-Rave vd., 2020
Ticaret merkezine Uzaklık (m / km)	Yalpir vd., 2014
Kutsal alanlara yakın mı?	Ecer, 2014; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Yazgan vd., 2017; Alkan vd., 2022; Deaconu vd., 2022
Kutsal alanlara uzaklık (m / km)	Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021
Eğlence merkezine yakın mı?	Wen vd., 2005; Igbinosa, 2011; Ecer, 2014
Üniversiteye yakın mı?	Wen vd., 2005; Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017; Koktashev vd., 2019; Deaconu vd., 2022
Üniversiteye uzaklık (m / km)	Yalpir vd., 2014; Georgiadis, 2018; Talaga vd., 2019; Hong vd., 2020; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Abhyankar ve Singla, 2021
Okula uzaklığı (m / km)	Sarip, 2005; Fernández-Durán vd., 2011; Daşkıran, 2015; Masías vd., 2016; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Mankad, 2021; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Kalliola vd., 2021; Hong vd., 2020; Morano vd., 2021; Alkan vd., 2022; Gao vd., 2022
En yakın endüstriyel bölgeye uzaklık (m / km)	Filho ve Bin, 2005; Georgiadis, 2018;Yayar ve Gül, 2014; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021
Endüstriyel bölgeye Yakın mı?	Talaga vd., 2019
En yakın ticari bölgeye uzaklık (m / km)	Filho ve Bin, 2005
En yakın iş merkezine uzaklık (m / km)	Bourassa ve Hoesli, 1999; Wen vd., 2005; Filho ve Bin, 2005; Amri ve Tularam, 2012; Masias vd., 2016; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Chanasit vd., 2021
Bölgedeki iş merkezi sayısı	Del Cacho, 2010; Kalliola vd., 2021
İş merkezine yakın mı?	Chiarazzo vd., 2014; Pérez-Rave vd., 2019; Deaconu vd., 2022
Spor merkezine yakın mı?	Del Cacho, 2010; Fernández-Durán vd., 2011, Kuru vd., 2021; Deaconu vd., 2022
Spor merkezine uzaklık (m / km)	Georgiadis, 2018; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Kalliola vd., 2021
Stadyuma yakın mı?	Georgiadis, 2018
Müzeye uzaklık (m / km)	Hong vd., 2020
Kültürel merkez	Fernández-Durán vd., 2011
Yürüyerek okula uzaklık (dk)	Yazdani, 2021
Okula uzaklık (m / km)	Amri ve Tularam, 2012; Masias vd., 2016
Yakın olan okulun puanları /sıralaması	Park ve Bae, 2015; Yazdani, 2021; Gao vd., 2022
Liseye yakın mı?	Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
Liseye uzaklık (m / km)	Talaga vd., 2019
İlköğretim okulu yakın mı?	Lam vd., 2008; Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
İlköğretim okuluna uzaklık (m / km)	Talaga vd., 2019

Yakın ilköğretim okulu sayısı	Lam vd., 2009
Yakın orta okul sayısı	Lam vd., 2009, Gao vd., 2022
Orta okula uzaklık	Talaga vd., 2019
Yakın okul var mı?	Wen vd., 2005; Ayan ve Erkin, 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Kok vd., 2017; Pérez-Rave vd., 2019; Pérez-Rave vd., 2020; Imran vd., 2021; Chou vd., 2022; Deaconu vd., 2022
Yakın okul sayısı	Neloy vd., 2019
Okul memnuniyeti	Keskin, 2008
Ulaşım memnuniyeti	Keskin, 2008
Belediye memnuniyeti	Keskin, 2008
Belediye binasına uzaklık (m / km)	Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021
Sağlık hizmetleri memnuniyeti	Keskin, 2008
Kültürel olanlar memnuniyeti	Keskin, 2008
Güvenlik memnuniyeti	Keskin, 2008
Konut memnuniyeti	Keskin, 2008
Mahalle olanaklarına olan memnuniyeti / Mahalle Çekiciliği	Keskin, 2008; Igbinosa, 2011
Hane büyüklüğü / hanedeki kişi sayısı	Keskin, 2008; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Kalliola vd., 2021
Zemin alanına göre hanedeki kişi sayısı	Lee vd., 2018
Kulüp binası	Lam vd., 2008; Lam vd., 2009
Anayol üzeri / yakın mı?	Fernández-Durán vd., 2011; Ecer, 2014; McCluskey vd., 2014; Kitapci vd., 2017; Yazgan vd., 2017; Čeh vd., 2018; Georgiadis, 2018; Sandbhor ve Chaphalkar, 2019
Anayola uzaklık (m / km)	Koramaz ve Dokmeci, 2012; Morano vd., 2021; Hayrullahoğlu vd., 2017; Georgiadis, 2018; Talaga vd., 2019; Mankad, 2021; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021
Anayola ulaşılan yol sayısı	Chanasit vd., 2021
Dolmuş durağına yakın mı?	Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017
Cadde / bulvar üzeri mi?	Baldemir vd., 2007; Ecer, 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Yazgan vd., 2017
Caddeye uzaklık (m / km)	Daşkıran, 2015
Otobüs durağına yakın mı?	Amabile ve Rosato, 1998; Ecer, 2014; Chiarazzo vd., 2014; Yazgan vd., 2017; Čeh vd., 2018; Lee vd., 2018
Otobüs durağı uzaklık (m / km)	Lee vd., 2018; Niu ve Niu, 2019; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Kalliola vd., 2021; Morano vd., 2021
Manava uzaklık (m / km)	Kalliola vd., 2021
Tren istasyonuna yakın mı?	Amabile ve Rosato, 1998; Ecer, 2014; Čeh vd., 2018
Tren istasyonuna uzaklık (m veya km)	Del Cacho, 2010; Lee vd., 2018; Talaga vd., 2019; Abhyankar ve Singla, 2021; Morano vd., 2021; Gao vd., 2022
Tren hattına uzaklık	Talaga vd., 2019
Tren istasyonuna uzaklık (dk)	Gao vd., 2022

Trenle şehir merkezine uzaklık (m / km)	Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Gao vd., 2022
Trenle şehir merkezine uzaklık(dk)	Gao vd., 2022
Araçla şehir merkezine uzaklık (m / km)	Gao vd., 2022
Araçla şehir merkezine uzaklık(dk)	Chiarazzo vd., 2014;Gao vd., 2022
Sosyal tesislere uzaklık (m / km)	Ulvi ve Özkan, 2019
Binada veya sitede sosyal tesis var mı?	Çiçek ve Hatırlı, 2014
Binadaki dükkân sayısı	Goodman, 1988
Deniz otobüsü	Ecer, 2014
Tramvay durağına uzaklığı (m / km)	Yılmazel vd., 2018
Tramvay hattına yakın mı?	Yazgan vd., 2017; Ellibeş ve Görmüş, 2018
Genel toplu taşımalara uzaklık (m / km)	Yayar ve Gül, 2014; Daşkıran, 2015; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017; Mankad, 2021; Alkan vd., 2022
Genel toplu taşımalara yakın mı?	Amabile ve Rosato, 1998; Din vd., 2001; Özsoy ve Şahin, 2009; Gerek, 2014; Sandbhor ve Chaphalkar, 2019
Göle / Nehire / Sulak alana uzaklık	Filho ve Bin, 2005; Wen vd., 2005; Filho ve Bin, 2005; Kok vd., 2017; Talaga vd., 2019
Starbucks vb. kafe ve barlara uzaklık (m / km)	Lee vd., 2018; Koktashev vd., 2019
McDonalds veya Burgerking'e uzaklık (m / km)	Lee vd., 2018
İskele var mı?	Ecer, 2014; Xu ve Gade, 2017
Deniz manzarası	Ozus vd., 2007; Ecer, 2014, Abidoye ve Chan, 2018a; Bulut vd., 2015; Abidoye ve Chan, 2017b; Ellibeş ve Görmüş, 2018; Güler vd., 2019
Doğa manzarası var mı?	Ecer, 2014
Ormana yakınlık	Tyrväinen ve Miettinen, 2000
Orman manzarası görüyor mu?	Tyrväinen ve Miettinen, 2000
Şehir manzarası var mı?	Ecer, 2014
Çevre kalitesi	Din vd., 2001; Wen vd., 2005
Bölgenin trafik yoğunluğu	Wen vd., 2005; Fernández-Durán vd., 2011; Yacim ve Boshoff, 2018b; Morano vd., 2021
Manzara var mı?	Amabile ve Rosato, 1998; Özsoy ve Şahin, 2009; Gerek, 2014Kördiş vd., 2014; Tajani vd., 2016; ; Ersoz vd., 2018; Alexandridis vd., 2019; Imran vd., 2021; Alkan vd., 2022
Manzara türü	Georgiadis, 2018;Yacim ve Boshoff, 2018a; Yacim ve Boshoff, 2018b; Yacim ve Boshoff, 2020; Bergadano vd., 2021
Turistik yerlere yakınlık	Alexandridis vd., 2019
Cephe	McGreal vd., 1998; Din vd., 2001; Baldemir vd., 2007; Ecer, 2014; Fernández-Durán vd., 2011; Ayan ve Erkin, 2014; Yalpir vd., 2014; Kördiş vd., 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Işık, 2016; Yazgan vd., 2017; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017; Xin ve Khalid, 2018; Neloy vd., 2019; Peng vd., 2019; Ulvi ve Özkan, 2019; Bergadano vd., 2021; Ho vd., 2021; Seya ve Shiroi, 2022

Cephe sayısı	Yayar ve Gül, 2014; Yavuz Ozalp ve Akinci, 2017
Cephe puanı	Hayrullahoğlu vd., 2017
Alt yapı	Bergadano vd., 2021
Sokak genişliği	Fernández-Durán vd., 2011
Kaldırım genişliği	Fernández-Durán vd., 2011
Bölge altyapı kalitesi	Fernández-Durán vd., 2011; kategorik (Bergadano vd., 2021)
Enerji verimliliği	kategorik (Bergadano vd., 2021; Kalliola vd., 2021)
Enerji sertifikası var mı?	Mrsic vd., 2020
Tesisat kalitesi	kategorik (Bergadano vd., 2021)
Kullanım şekli	Lee ve Park, 2020; Bergadano vd., 2021
Sokak yerleşim düzeni	Fernández-Durán vd., 2011
Blok başına birim	Lam vd., 2009, Fernández-Durán vd., 2011
Kat başına birim	Lam vd., 2009
Toplam birim	Lam vd., 2009
Gayri safi yurtiçi hasıla	Lam vd., 2009; Hong vd., 2020
Gayri safi milli hasıla	Lam vd., 2009
Büyüme oranı	Hong vd., 2020; Hong vd., 2020
Ev kredisi faiz oranı	Kok vd., 2017; Hong vd., 2020
Faiz oranı	Kok vd., 2017; Chanasit vd., 2021
Enflasyon	Chanasit vd., 2021
Ödemeler dengesi	Lam vd., 2009
Dış faktör gelir akışı	Lam vd., 2009
İşsizlik oranı	McGreal vd., 1998
Bölgedeki işsizlik sayısı	Lam vd., 2009
Bölgedeki çalışan sayısı	Chiarazzo vd., 2014; Kok vd., 2017
Nüfus yoğunluğu (km^2 veya bölge)	Bourassa ve Hoesli, 1999; Chiarazzo vd., 2014; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Chanasit vd., 2021, Jui vd., 2020; Kalliola vd., 2021; Yazdani, 2021; Deaconu vd., 2022
Bölgelerin toplam alanı	Chiarazzo vd., 2014
Bölgedeki hane sayısı	Chiarazzo vd., 2014
Bölgedeki ortalama yaş	Palmquist, 1984; Kalliola vd., 2021
Bölgedeki evli çiftlerin oranı	Yazdani, 2021
Bölgedeki 18 yaş üzeri kişi sayısı	Kalliola vd., 2021
Bölgedeki emekli sayısı	Kalliola vd., 2021
Bölgedeki öğrenci sayısı	Kalliola vd., 2021
Bölgedeki öğrenci/öğretmen oranı	Soni ve Sadiq, 2015
Bölgedeki işletme sayısı	Chiarazzo vd., 2014
Bina yoğunluğu	Koramaz ve Dokmeci, 2012; Kok vd., 2017; Koktashev vd., 2019; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021
Suç oranı	Soni ve Sadiq, 2015; Jui vd., 2020; Chanasit vd., 2021; Yazdani, 2021
Siyahi nüfus oranı	Goodman, 1978; Palmquist, 1984

Satıcı siyahi mi?	Palmquist, 1984
Komşuluk nitelikleri	Goodman, 1978
Bölgenin sosyoekonomik statüsü	Fernández-Durán vd., 2011; Güler vd., 2019
Mahalledeki/Bölgedeki göç seviyesi	Fernández-Durán vd., 2011; Chanasit vd., 2021
Mahalledeki/Bölgedeki eğimi	Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021
İlan başlığındaki karakter sayısı	Pérez-Rave vd., 2020
İlan başlığından konutun fiyatına etki eden kelimelerin varlığı (olumlu için +1 olumsuz için -1)	Pérez-Rave vd., 2020
İlk satış fiyat	Lam vd., 2009
Emlak vergisi	Jaen, 2002
Satıcının yaşı	Palmquist, 1984
Satıcının medeni durumu	Palmquist, 1984
Deprem yönetmenliğine uygunluk	Yayar ve Gül, 2014; Yayar ve Karaca, 2014
Deprem riski	Keskin, 2008
Zemin etütüdü var mı?	Baldemir vd., 2007
Kıta	Keskin, 2008
Bölgedeki hava kalitesi veya kirliliği	Palmquist, 1984; Ayan ve Erkin, 2014; Chiarazzo vd., 2014; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Soni ve Sadiq, 2015; Masias vd., 2016
Bölgedeki çevresel kirlilik seviyesi	Deaconu vd., 2022
Enlem	Amri ve Tularam, 2012; Masias vd., 2016; Bin vd., 2017; Phan, 2018; Niu ve Niu, 2019; Čeh vd., 2018; Lee vd., 2018; Lee ve Park, 2020; Manrique vd., 2020; Pai ve Wang, 2020; Alfaro-Navarro vd., 2020; Hong vd., 2020; Wang vd., 2021; Bergadano vd., 2021
Boylam	Amri ve Tularam, 2012; Masias vd., 2016; Bin vd., 2017; Phan, 2018; Niu ve Niu, 2019; Čeh vd., 2018; Lee vd., 2018; Lee ve Park, 2020; Manrique vd., 2020; Pai ve Wang, 2020; Alfaro-Navarro vd., 2020; Hong vd., 2020; Wang vd., 2021; Bergadano vd., 2021
Uydu görüntülerinden çıkarılan özellikler	Wang vd., 2021
Gayrimenkul görüntülerinden türetilen özellikler	Zhao vd., 2019
Mahalle/Bölge/İlçe ortalama m^2 satış fiyatı	Zurada vd., 2011; Xiong vd., 2019; Pérez-Rave vd., 2019; Pérez-Rave vd., 2020; Kalliola vd., 2021
Mahalle/Bölge/İlçe ‘deki gayrimenkullerin sayısı	Xiong vd., 2019
Metrekare fiyatı	Ellibeş ve Görmüş, 2018; Rampini ve Cecconi, 2021
Uçak sesine maruz kalma seviyesi	Collins ve Evans, 1994
Ses seviyesi	McGreal vd., 1998; Din vd., 2001
Bölgedeki etnik yapı	Bourassa ve Hoesli, 1999
Bağımsız giriş var mı?	Amabile ve Rosato, 1998

Çizelge 2.3'de görülmekte olduğu üzere gayrimenkul değerleme alanında oldukça çok çeşitli sayıda değişken birçok araştırmacı tarafından kullanılmıştır. Tüm bu değişkenler kapsamında gayrimenkul fiyatlarının belirlenmesinde, gayrimenkul piyasasının durumuna göre her bir değişkenin fiyat üzerine olan etkileri farklılık gösterebilmektedir. Daha önce de belirtildiği üzere gayrimenkul fiyatı birçok değişkenden oluşan bir fonksiyon ile temsil edilmekle birlikte her bir değişkenin belirleyicilik etkisi birbirinden farklılık gösterebilmektedir. Bu kapsamda literatürdeki çalışmaların bulguları incelediğinde özellikle Türkiye'de yer alan piyasaları ele alan Selim (2008) ve Selim'in (2009) çalışmalarına benzer bir örneklem ile Yayar ve Demir (2014), Selim (2008) ve Selim'in (2009) çalışmalarına paralel bir şekilde havuz, gayrimenkul tipi, oda sayısı, gayrimenkul büyüklüğü, konum özelliği, su sistemi ve bina tipinin gayrimenkul fiyatlarını etkileyen en önemli değişkenler olduğunu bulmuştur. Keskin (2008) İstanbul gayrimenkul piyasası üzerine gerçekleştirdiği çalışmasında ise diğer çalışmaları destekler nitelikte yaşam alanı, sitede olup olmama durumu ve deprem riski değişkenlerini fiyat üzerindeki en büyük belirleyiciler olarak tespit etmiştir. Ecer (2014) çalışmasında hedonik modele göre gayrimenkulün büyüklüğü; gayrimenkulde duşa kabin, giyinme odası, kiler, ebeveyn banyo, gömme dolap, ankastre mutfak, panjur, jakuzi, şofben, asansör, kapalı garaj ve açık yüzme havuzu olması; ilköğretim okuluna ve iskeleye yakınlığı ile deniz manzarasına sahip olmasının gayrimenkul fiyatını etkileyen en önemli değişkenler olduğunu bulmuştur. İzmit gayrimenkul pazarını ele alan Ayan ve Erkin (2014) apartmanın yapısal özellikleri yanında hava kalitesinin ve iyi bir devlet okuluna yakınlığın da fiyat üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu bulmuşlardır. Üçdoğruk'un (2001) model sonuçları incelendiğinde kat kaloriferi, merkezi kalorifer ve jeotermal enerjinin sobaya göre gayrimenkul fiyatını arttırdığı görülmüştür. Hem salon hem odada parkenin fiyatı arttırdığı anlaşılmıştır. Banyoda seramik, pencere doğramada alüminyum, çatı yalıtımda kiremit, duvar kaplamada yağlı boya dışında tüm kaplama türlerinin ve nihayet hazır mutfağın gayrimenkulün fiyatını arttırdıkları görülmüştür. Gayrimenkul cadde veya bulvar üzerinde, uydu sistemli, panjurlu, kapıcılı olmasının fiyatı arttırıcı etkisi vardır. Gayrimenkulün site içinde, bahçe içinde ve güneş enerjili olması anlamsız çıkmıştır. Fakat yine, gayrimenkulün metrekaresi, oda sayısı, kaçıncı katta olduğu ve gayrimenkulün yaşının da fiyatı arttırıcı etkisi vardır. Semtlere bakıldığında Karşıyaka, Konak, Balçova ve Narlıdere'deki gayrimenkullerin Bornova semtindekilere göre fiyatı daha fazlayken Buca, Gaziemir ve Çiğli'deki gayrimenkullerin Bornova'ya göre fiyatı daha

düşük çıkmıştır. Daşkıran (2015) Denizli ili kapsamında gerçekleştirdiği çalışmasında; kat sayısı, asansörler, oda ve banyolar, ısıtma sistemi ve gayrimenkulün eğitim kurumlarına, sağlık kurumlarına ve şehir merkezine uzaklığının satış fiyatlarını önemli ölçüde etkilediği sonucuna varmıştır. Kuru ve diğerlerinin (2021) İzmir'in Bayraklı ilçesi örneklemi ile yürüttükleri araştırmada mülk türü, mobilya durumu, manzarası, kliması, oyun alanı, havuz ve spor salonu, oda sayısı, gayrimenkulün kat sayısı, bina yaşı, gayrimenkulün brüt ve net alanının gayrimenkul satış fiyatı üzerinde istatistiksel olarak anlamlı olduğunu bulmuşlardır. Ozus ve diğerleri (2015) gayrimenkulün mevcut olduğu alt pazarı (ilçe), kat alanını ve deniz manzarası varlığını İstanbul gayrimenkul pazarı için başat faktörler olarak raporlamakla birlikte metropoliten alandaki birkaç alt merkezin mekânsal çekimi nedeniyle şehir merkezine olan mesafe önemsiz bulunmuştur. Yavuz Ozalp ve Akinci'nın (2017) Artvin için gerçekleştirdikleri çalışmalarında model üzerinde en açıklayıcı değişkenler olarak taban alanı, yaş, ilkokula uzaklık ve şehir merkezine uzaklık belirlenmiştir. Kördiş ve diğerleri (2014) Antalya'da gayrimenkul fiyatını etkileyen önemli faktörleri, gayrimenkulün metrekare cinsinden genişliği, deniz manzarasının bulunması, kapalı oto park, denize yakınlığı, ısınma sisteminin ve asansörünün olması olarak tespit etmişlerdir. Ellibeş ve Görmüş (2018) Kocaeli iline ait örneklem üzerinde elde etikleri ampirik sonuçlar neticesinde gayrimenkul fiyatı üzerinde en etken değişkenler olarak, ebeveyn banyosu, havuzun varlığı, dubleks, site olup olmaması, bulunduğu kat ve gayrimenkul metrekaresi belirlenmiştir. Çalmaşur ve Aysin (2019) Türkiye'nin TRA1 Bölgesinde (Erzurum, Erzincan ve Bayburt) gerçekleştirdikleri çalışmalarında bu bölge kapsamında gayrimenkul fiyatları üzerindeki en önemli belirleyicilerin, gayrimenkulün genişliği, oda sayısı ve gayrimenkulün şehir merkezinde olması olarak tespit edilmiştir. Benzer şekilde Yayar ve Karaca'nın (1994) Türkiye'nin TR83 Bölgesinde (Amasya, Çorum, Samsun, Tokat) gerçekleştirdikleri çalışmalarında banyo sayısı, asansör sayısı, gayrimenkulün bulvar üzerinde bulunması ve kaloriferli olması apartman fiyatlarını pozitif yönde etkileyen en önemli değişkenler olurken Çorum kent merkezinde bulunması, fueloil yakıt kullanması ve birinci katta bulunması gayrimenkulün fiyatını negatif yönde etkileyen en önemli değişkenler olarak tespit edilmiştir. Güler ve diğerleri (2019) diğer çalışmalardan biraz daha farklı olarak Rize için gayrimenkul malzeme kalitesini en önemli değişken olarak tespit ederken diğer pek çok çalışma ile benzer şekilde gayrimenkul ısıtma türü ve semtin sosyo-ekonomik statüsü diğer önemli değişkenler olarak belirlenmiştir. Isparta ili üzerine gerçekleştirdikleri çalışmada, Çiçek ve Hatırlı (2014), gayrimenkul fiyatını etkileyen en önemli unsurları, şehir merkezine yakınlık, gayrimenkulün konumu, hava kirliliği, gayrimenkulün yaşı, oda sayısı,

gayrimenkulün büyüklüğü, kaloriferli olması ve güney cephede yer alması olarak belirlemişlerdir. Baldemir ve diğerleri (2007) ise diğerlerinden daha farklı sonuçlar ortaya koyarak gayrimenkulün site içinde bulunmasının ve oda sayısının artmasının fiyat üzerinde negatif etkiye sahip olduğunu; bunun nedeninin ise Muğla ili kapsamında mevcut sitelerin eski tip kooperatifler olmasının ve oda sayısın artması ile oda büyüklüklerinin küçültülmesi olduğunu belirtmişlerdir. Ayrıca gayrimenkul fiyatı ile yakın mesafelere nazaran gayrimenkulün 1.500 ile 2.000 metre arasında şehir merkezine yakın olması arasında pozitif yönlü ilişkili bulunurken bunun sebebi ise şehir merkezine yaklaştıkça imarın bulunmaması olarak açıklanmıştır. Baldemir ve diğerlerinin (2007) diğer çalışmalara oldukça tezat elde ettiği bu bulgular oldukça önemlidir. Çünkü daha önce de belirtildiği üzere bu bulgular her bir farklı gayrimenkul pazarının kendine ait farklı dinamiklerinin olduğuna ve bu farklı dinamikler ile gayrimenkul fiyatı üzerinde etken daha farklı nitelikler bulunduğuna yönelik en bariz örneklerinden birini yansıtmaktadır. Bu durumu yansıtan bir diğer çalışma ise Baslevent ve Sahinkaya'nın (2010) Türkiye'deki 19 farklı il için gerçekleştirdikleri çalışmalarında gayrimenkul piyasasındaki fiyatlandırma mekanizmasının metropol şehirler ile Anadolu'daki şehirleri arasında farklılaştığını göstermektedir. Gerek (2014) diğer çalışmalardan farklı olarak ANFIS modellerini kullandığı çalışmasında yaş ve alan değişkenlerini gayrimenkul fiyatları üzerindeki en etken değişkenler olarak tespit ederken, genel kanının aksine alışveriş merkezlerine yakınlık ve gayrimenkulün bulunduğu kat değişkenlerinin fiyat üzerinde pek bir etkiye sahip olmadığını ortaya koymuştur. Türkiye kapsamında tüm bu çalışmalar göz önünde bulundurulduğun da gayrimenkul fiyatını etkileyen en önemli değişkenleri, gayrimenkul veya bina yaşı, gayrimenkul büyüklüğü, oda sayısı, gayrimenkul tipi, kat sayısı, ısınma sistemi, konum özellikleri ve bulunduğu ilçe, havuzun varlığı, ankastre mutfak, giyinme odası, duşa kabin, asansör, kapalı garaj, gayrimenkulün site içerinde bulunması, gayrimenkulün eğitim kurumlarına, sağlık kurumlarına ve şehir merkezine uzaklığı, klima, ebeveyn banyosu, gayrimenkulün cephesi, alışveriş merkezlerine yakınlık olarak sıralamak yanlış olmayacaktır.

Literatürde yer alan bu çok sayıda çalışmanın sunmuş olduğu bu bilgiler ışığında, bu tez çalışması ortaya koyduğu yeni katkılara ulaşma noktasında, yöntem seçimi, model mimarisi, kullanılacak olan değişkenlerin belirlenmesi, özellik mühendisliği ve hatta metrik ve model değerlendirme sürecinin seçimi aşamalarında bu yoğun literatürü takip etmektedir. Bu kapsamda Çizelge 2.2' de yer alan yöntemlerin tamamına yakını, Çizelge 2.3'te sunulan değişkenlerden erişilebilecek olan ve özellikle yukarıda da bahsedildiği üzere Türkiye

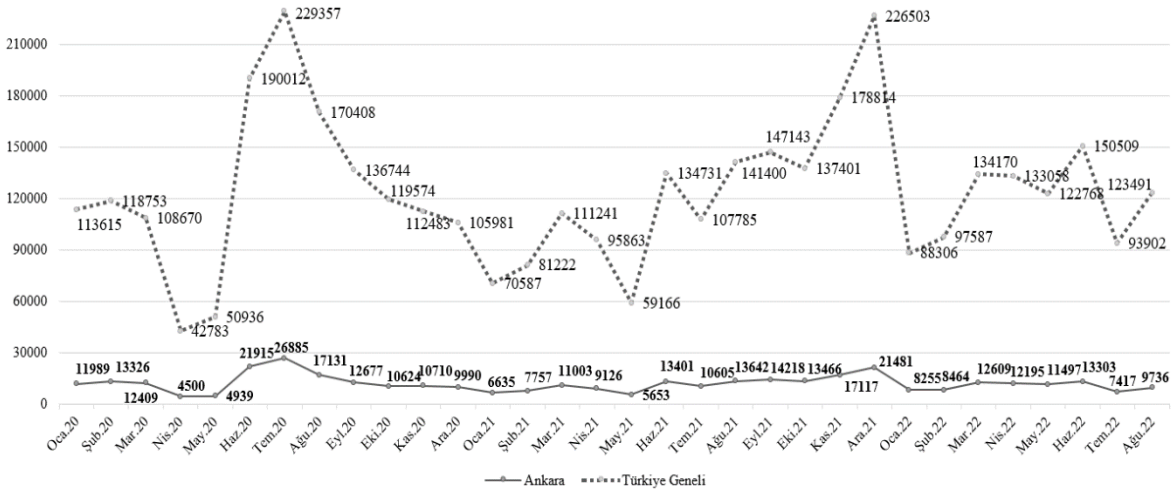
gayrimenkul piyasası için önemli olduğu düşünülen değişkenler bu tez çalışmasına dâhil edilmiştir. Tüm bunların yanı sıra bu yoğun literatür çalışmasının sonucunda ortaya konan bu bilgiler, çalışma bulgularımızı tartışma noktasında geniş bir perspektif alanını bizlere sunmaktadır.

3. MATERYAL VE METOT

Bu bölümde bu tez çalışması kapsamında toplanan ve sonrasında çeşitli süreçler ile işlenen veriler ve değişkenler ile çalışma kapsamında kullanılan makine öğrenimi modelleri ve önerilen model mimarisi hakkında detaylı bilgiler sunulmaktadır.

3.1. Materyal

Bu çalışma kapsamında çalışma alanı olarak yaklaşık 2.994.614[1] gayrimenkulün bulunduğu Ankara ili seçilmiştir. Türkiye'nin başkenti Ankara, 5,5 milyon nüfusu ile Türkiye'nin ikinci en büyük metropolü konumundadır. Toplamda 25 ilçe ve 1432 mahalleye sahip olan Ankara, Türkiye'nin her bölgesinden aldığı göçlerle birlikte sürekli büyümekte ve gelişmektedir. Bu çerçevede gayrimenkul piyasasının da çok büyük ve çeşitli olduğu Ankara, İstanbul'un ardından en çok gayrimekul alım satımının gerçekleştiği ikinci en büyük gayrimekul piyasasını temsil etmektedir. Türkiye İstatistik Kurumu (TUİK) verileri kullanılarak oluşturulan Şekil 3.1'den de anlaşılabileceği üzere tüm Türkiye'deki toplam gayrimenkul satış rakamlarının yaklaşık % 9'u Ankara'da gerçekleşmektedir. Çeşitli nedenler ile (ekonomik, jeopolitik vb.) her ne kadar satış rakamlarında dalgalanmalar olsa da son sekiz yılda, yılık ortalama 140 binden daha fazla gayrimenkul satışı gerçekleştirilmiştir.



Şekil 3.1. Aylara göre gayrimenkul satış rakamları (TUİK, Erişim Tarihi: 15 Eylül 2022)

[1] Endekesa.com tarafından sağlanan veriler kullanılarak hesaplanmıştır.

Günümüzde gayrimenkul satın alıcıları, emlakçıları, gazetelerin ilan sayfalarını takip etmek yerine çevrim içi gayrimenkul satış sitelerini kullanmaktadırlar. Gayrimenkul satın alanların %90'ından fazlası, bir gayrimenkul arama sürecinde çevrimiçi arama sitelerini kullanmaktadır (Poursaeed vd., 2018: 667). Bu çevrim içi gayrimenkul satış sitelerinde bir günde binlerce gayrimenkul satış ilanı verilmekte ve yüzlerce gayrimenkul bu site üzerinden satılmaktadır. Bu kapsamda internet üzerinde yer alan bu gayrimenkul verileri, gayrimenkul fiyatlarını daha hızlı, verimli ve daha doğru bir şekilde tahmin etmede çok büyük miktarda değerli veriyi bünyesinde barındırmaktadır (Guo vd., 2020). Bu doğrultuda çalışma alanı olarak Ankara gayrimenkul piyasasının ele alındığı bu çalışmada, gayrimenkul verileri, çeşitli internet emlak sitelerinden elde edilen veriler kullanılarak derlenmiştir. Bu amaçla geliştirilen bir web kazıyıcı yazılımı ile birden fazla cihaz kullanılarak 02.12.2021 ile 10.07.2022 tarihleri arasında 159.244 adet ilana ait veri toplanmıştır. Bu amaçla geliştirilen web kazıyıcı Python programlama dilinde Selenium kütüphanesi kullanılarak geliştirilmiştir. Geliştirilen bu web kazıyıcı tarafından elde edilen veriler ise Ek 2'de görülmekte olduğu üzere MySQL ile tasarlanan bir veri tabanında depolanmıştır. Veritabanı tasarımına özellikle dikkat edilerek hem veri kayıplarının önüne geçilmiş hem de uygun veri formatlarının dönüşümlerinin harici bir veri ön işleme sürecine ihtiyaç duyulmadan depolanması sağlanmıştır. Bu amaçla 25 adet ilçeye ve 1428 adet mahalleye ait master tablolar ile gayrimenkul özelliklerine ait master tablolar bu veri tabanı üzerinde detaylı olarak tasarlanmıştır.

Elde edilen tüm bu veriler öncelikli olarak MySQL üzerinde çeşitli sorgular ile ilk ön işleme sürecine dâhil edilmiştir. Bu amaçla öncelikli olarak elde edilen veriler dâhilinde özellikle birden fazla sayıda sütunda (değişken) eksik değere sahip olan gözlemler kaldırılmıştır. Ardından aynı kayıt numarasına sahip ilanlar ve aynı değişken değerlerine sahip kayıtlar yani tekrarlayan kayıtlar veri setinden temizlenmiştir. Ayrıca elde edilen veriler dikkatlice incelendiğinde bazı kayıtların ilgili tüm niteliklere sahip olduğu gözlemlenmiştir. Bir gayrimenkulün aynı anda bazı niteliklere sahip olması pek mümkün olmayacağı gibi tüm niteliklerin hepsine aynı anda sahip olması çok olası değildir. Bu durum büyük ihtimalle gayrimenkul ilan kaydı oluşturulurken bilinçli veya bilinçsiz şekilde yapılan yanlış beyanlardan kaynaklanmaktadır. Bu nedenle veri kümesi üzerinde tutarsızlık yaratan tüm bu gayrimenkul niteliklerinin hepsine sahip olan veriler de dikkatlice kaldırılmıştır. Bu ilk veri

ön işleme süreci sonucunda farklı türlere ait toplam 75.655 adet gayrimenkul verisi elde edilmiştir. Bu gayrimenkul verilerinin türlerine göre sayıları Çizelge 3.1'de sunulmaktadır.

Çizelge 3.1. Gayrimenkul türüne göre elde edilen kayıt sayısı

Gayrimenkul Türü	**Kayıt Sayısı**
Daire	72.873
Villa	2.157
Müstakil Ev	40
Residence	585

Elde edilen bu veri seti toplamda 156 adet gayrimenkule ait fiziksel özellikler ve fiyat bilgisi, iç ve dış özellikler, mahalle veya muhit olanakları, manzara ve ulaşım özellikleri gibi nitelikleri barındırmaktadır. Bu değişkenlere ait detay bilgi ve tam listesi Çizelge 3.2'de sunulmaktadır. Çizelge 3.2 üzerinde sunulan bu değişenler sadece gayrimenkul ilanlarından direkt olarak elde edilen nitelikler olup çalışmanın ilerleyen bölümlerinde bazı değişkenler hem açıklayıcı veri analizi sonrası hem de özellik seçimi yöntemleri ile kaldırılmış olup ayrıca farklı kaynaklardan ve yeni oluşturulan değişkenler veri setine dâhil edilmektedir.

Çizelge 3.2. Emlak sitesinden elde edilen veri setine ait değişkenler

Değişken	**Tür**	**Değişken**	**Tür**
İlan Numarası	Kategorik	Marley var mı?	İkili
Gayrimenkul Tür	Kategorik	Mobilya var mı?	İkili
Oda Sayısı	Sürekli	Mutfak (Ankastre) var mı?	İkili
Salon Sayısı	Sürekli	Mutfak (Laminant) var mı?	İkili
Brüt Metre Kare	Sürekli	Mutfak Doğalgazı var mı?	İkili
Net Metre Kare	Sürekli	PVC Doğrama var mı?	İkili
Bulunduğu Kat	Sürekli	Panjur var mı?	İkili
Bina / Gayrimenkul Yaş	Kategorik	Parke Zemin var mı?	İkili
Isınma Tipi	Kategorik	Seramik Zemin var mı?	İkili
Bina Kat Sayısı	Sürekli	Set Üstü Ocak var mı?	İkili
Krediye Uygunluk Durumu	Kategorik	Spot Aydınlatma var mı?	İkili
Eşya Durumu	Kategorik	Teras var mı?	İkili
Banyo Sayısı	Sürekli	Termosifon var mı?	İkili
Kullanım Durumu	Kategorik	Vestiyer var mı?	İkili
Kim Tarafından Satılıyor	Kategorik	WiFi var mı?	İkili
Mahalle No	Kategorik	Yüz Tanıma Sistemi var mı?	İkili
Semt No	Kategorik	Çamaşır Kurutma Makinası var mı?	İkili
İlçe No	Kategorik	Çamaşır Makinası var mı?	İkili
İlan Tarihi	Tarih	Çamaşır Odası var mı?	İkili

Enlem	Mekansal	Çelik Kapı var mı?	İkili
Boylam	Mekansal	Şofben var mı?	İkili
Asansör var mı?	İkili	Şömine var mı?	İkili
Buhar Odası var mı?	İkili	Cephe (Doğu) var mı?	İkili
Güvenlik var mı?	İkili	Cephe (Batı) var mı?	İkili
Hamam var mı?	İkili	Cephe (Güney) var mı?	İkili
Hidrofor var mı?	İkili	Cephe (Kuzey) var mı?	İkili
Isı Yalıtımı var mı?	İkili	Ara Kat mı?	İkili
Jeneratör var mı?	İkili	Ara Kat Dubleks mi?	İkili
Kablo Tv var mı?	İkili	Bahçe Dubleks mi?	İkili
Kamera Sistemi var mı?	İkili	Bahçe Kat mı?	İkili
Kapalı Garaj var mı?	İkili	Bahçeli mi?	İkili
Kapıcı var mı?	İkili	En Üst Kat mı?	İkili
Kreş Hizmeti var mı?	İkili	Forleks Daire mi?	İkili
Müstakil Havuz var mı?	İkili	Garaj/Dükkân Üstü mü?	İkili
Otopark var mı?	İkili	Giriş Kat mı?	İkili
Oyun Parkı var mı?	İkili	Kat Dubleks mi?	İkili
Sauna var mı?	İkili	Müstakil Giriş var mı?	İkili
Ses Yalıtımı var mı?	İkili	Ters Dubleks mi?	İkili
Dış Cephe Kaplaması var mı?	İkili	Tripleks mi?	İkili
Spor Alanı var mı?	İkili	Zemin Kat mı?	İkili
Harici Su Deposu var mı?	İkili	Çatı Dubleks mi?	İkili
Tenis Kortu var mı?	İkili	Doğa Manzarası var mı?	İkili
Uydu var mı?	İkili	Göl Manzarası var mı?	İkili
Yangın Merdiveni var mı?	İkili	Havuz Manzarası var mı?	İkili
Açık Yüzme Havuzu var mı?	İkili	Park/Yeşil Alan Manzarası var mı?	İkili
Kapalı Yüzme Havuzu var mı?	İkili	Şehir Manzarası var mı?	İkili
ADSL var mı?	İkili	Muhitte Alışveriş Merkezi var mı?	İkili
Ahşap Doğrama var mı?	İkili	Muhitte Belediye Binası var mı?	İkili
Akıllı Ev mi?	İkili	Muhitte Cami var mı?	İkili
Hırsız Alarmı var mı?	İkili	Muhitte Cem Evi var mı?	İkili
Yangın Alarmı var mı?	İkili	Muhitte Deniz var mı?	İkili
Alaturka Tuvalet var mı?	İkili	Muhitte Eczane var mı?	İkili
Alüminyum Doğrama var mı?	İkili	Muhitte Eğlence Merkezi var mı?	İkili
Amerikan Kapı var mı?	İkili	Muhitte Fuar var mı?	İkili
Amerikan Mutfak var mı?	İkili	Muhitte Hastane var mı?	İkili
Ankastre Fırın var mı?	İkili	Muhitte Havra var mı?	İkili
Barbekü var mı?	İkili	Muhitte Kilise var mı?	İkili
Beyaz Eşya var mı?	İkili	Muhitte Lise var mı?	İkili
Boyalı / Yeni Boyalı mı?	İkili	Muhitte Market var mı?	İkili
Bulaşık Makinesi var mı?	İkili	Muhitte Park var mı?	İkili
Buzdolabı var mı?	İkili	Muhitte Polis Merkezi var mı?	İkili
Duvar Kâğıdı var mı?	İkili	Muhitte Sağlık Ocağı var mı?	İkili
Ebeveyn Banyosu var mı?	İkili	Muhitte Semt Pazarı var mı?	İkili
Duşa Kabin var mı?	İkili	Muhitte Spor Salonu var mı?	İkili
Fiber İnternet Altyapısı var mı?	İkili	Muhitte Üniversite var mı?	İkili
Fırın var mı?	İkili	Muhitte İlk-Orta Okul var mı?	İkili
Giyinme Odası var mı?	İkili	Muhitte İtfaiye var mı?	İkili
Gömme Dolap var mı?	İkili	Muhit Şehir Merkezinde mi?	İkili

Görüntülü Diafon Sistemi var mı?	İkili	Anayola yakın mı?	İkili
Hilton Banyo var mı?	İkili	Caddeye yakın mı?	İkili
Intercom Sistemi var mı?	İkili	Dolmuş hattına yakın mı?	İkili
Isıcam var mı?	İkili	Havaalanına yakın mı?	İkili
Jakuzi var mı?	İkili	Metro yakın mı?	İkili
Kartonpiyer var mı?	İkili	Minibüs Durağına yakın mı?	İkili
Kiler var mı?	İkili	Otobüs Durağına yakın mı?	İkili
Klima var mı?	İkili	Teleferiğe yakın mı?	İkili
Küvet var mı?	İkili	Tren İstasyonuna yakın mı?	İkili
Laminant Zemin var mı?	İkili	Gayrimenkul Fiyatı	Sürekli

"İlan Numarası" emlak sitesi tarafından her bir ilana atanan kayıt numarasını temsil etmektedir. Her ne kadar veri temizle sürecinde yararlı bir bilgi olarak kullanılabilse de gayrimenkul fiyatı üzerinde her hangi bir etkiye sahip olmayan ve model için bilgi barındırmayan bir değişkendir. Bu neden bu değişken nihai veri setinden kaldırılmıştır. "*Gayrimenkul Tür"* her bir gayrimenkulün çeşidini belirten değişkendir. Emlak sitesi tarafından her bir gayrimenkul için 11 farklı tür belirlenmiş olsa da bazı türler için hiçbir kayıt bulunmamakta ya da çok kısıtlı sayıda kayıt bulunmaktadır. Bu nedenle elde edilen veri seti içerisinde 4 temel gayrimenkul türü bulunmaktadır. Bu gayrimenkul türleri "*Daire", "Villa", "Müstakil Ev"* ve *"Residence"* olarak sınıflandırılmaktadır. Ayrıca her gayrimenkul türü sadece kendi içerisinde ve yeterli sayıda gözleme sahipse modellemeye tabi olacağı için "*Gayrimenkul Tür"* değişkeni nihai veri setinden kaldırılmıştır. *"Isınma Tipi"* ilgili gayrimenkulün ısınma türünü gösteren 15 farklı kategoriyle veya belirtilmemiş olarak sınıflandırılan bir değişkendir. Bu ısınma türleri *"Kombi", "Klima", "Merkezi", "Merkezi (Pay Ölçer)", "Soba", "Kat Kaloriferi", "Güneş Enerjisi", "Jeotermal Isıtma", "Doğalgaz Sobası", "Yerden Isıtma", "Fancoil Ünitesi", "Şömine", "VRV", "Isıtma Yok"* ve *"Isı Pompası"* olarak sınıflandırılmaktadır. *"Krediye Uygunluk Durumu"* ilgili gayrimenkulün, konut kredisi başvurusuna uygunluğunu gösteren ve *"Krediye Uygun", "Krediye Uygun Değil"* ve *"Belirtilmemiş"* olarak 3 farlı kategoriye sahip bir değişkendir. *"Eşya Durumu"* gayrimenkulün satış esnasında içinde barındırdığı eşya durumunu temsil eden ve *"Eşyalı", "Eşyasız"* ve *"Belirtilmemiş"* olarak 3 farlı kategoriye sahip bir değişkendir. *"Kullanım Durumu"* gayrimenkulün satış esnasında kullanım durumunu temsil eden ve *"Boş", "Kiracı", "Ev Sahibi"* ve *"Belirtilmemiş"* olarak 4 farlı değer alabilen kategorik bir değişkendir. *"Kim Tarafından Satılıyor"* gayrimenkulün satış işleminin kim tarafından gerçekleştirildiğini gösteren ve *"Sahibinden", "Emlak Ofisinden", "İnşaat Firmasından", "Bankadan"* ve *"Belirtilmemiş"* olarak 5 farklı kategoriye sahip bir

değişkendir. *"Mahalle No"*, *"Semt No"*, *"İlçe No"* değişkenleri gayrimenkulün bağlı olduğu idari bölgeyi temsil eden değişkenlerdir. Bu amaçla web ilanları üzerinden metin verisi olarak elde edilen bu değişkenler oluşturulan veritabanı ile birlikte kategorik sayısal numaralara dönüştürülmüştür. Bu amaçla *"Mahalle No"* değişkeni her biri farklı bir mahalleyi temsil eden 1443 adet farklı kategorik değere sahiptir. Benzer şekilde *"Semt No"* değişkeni her biri farklı bir semti temsil eden 125 adet ve *"İlçe No"* değişkeni her biri farklı bir ilçeyi temsil eden 25 adet farklı kategorik değere sahiptir. *"İlan Tarihi"* gayrimenkulün satış işlemi için web sitesi tarafından ilana konulduğu ilk tarihi belirten bir değişkendir. *"Enlem"* ve *"Boylam"* değişkenleri gayrimenkulün coğrafi koordinat sistemi üzerinde tam konumu temsil eden mekânsal değişkenlerdir. Bu değişkenler haricinde elde edilen tüm ikili değişenler, Çizelge 3.2 üzerindeki tanımlamalarından anlaşılabileceği gibi belirtilen değişkeni varlık veya yoklu ya da evet veya hayır değerleri ile temsil edilmektedir. Çizelge 3.2 üzerinde yer alan tüm değişkenlere ve harici olarak türetilen diğer değişkenlere ait değer dağılımları ve aralıkları, öncül veri seti düzenlemeleri ve dönüşümleri yapıldıktan sonra çalışmanın ilerleyen bölümlerinde keşifsel veri analizi olarak sunulmaktadır.

Emlak siteleri üzerinden elde edilen bu verilere ek olarak gayrimenkul değerleme literatüründe sıklıkla kullanılan ve gayrimenkul fiyatı üzerine etkileri ölçülen hava kalitesi ölçümleri ilçe bazında veri setine dâhil edilmiştir. Hava kalitesine dair ölçümlerin elde edilmesinde bireylerin hava kirliliğine maruz kalmalarını izleyerek ve azaltarak daha sağlıklı kentsel yaşam sürmelerini sağlayan bir teknoloji şirketi olan Plume Labs tarafından açık olarak sunulan veriler kullanılmıştır. Bu amaçla hava kalitesinin ölçülmesinde sıklıkla kullanılan dört temel parametre dikkate alınmış ve bu verilerin son bir yıla ait ortalamaları tek tek hesaplanarak kullanılmıştır. Kullanılan hava kalitesi ölçüm parametreleri ve bu doğrultuda veri setine dâhil edilen değişkenler su şekildedir:

- **O_3:** Yeryüzünde var olan metre küp başına Ozon miktarıdır. Mevcut solunum yolları hastalıklarının tetiklenmesine neden olabilmektedir.
- **$PM_{2.5}$:** Çapı 2,5 mikrometreden küçük solunabilir ince parçacıklı maddeler, kirletici partiküllerdir. Akciğerlere ve kan dolaşımına girerek akciğer ve kalpte ciddi sağlık sorunlarına neden olabilmektedirler.
- **PM_{10}:** Çapı 10 mikrometreden küçük ve 2,5'den büyük solunabilir parçacıklı maddeler, kirletici partiküllerdir. Özellikle solunum yolları üzerinde birikerek çeşitli sağlık sorunlarına neden olabilmektedirler.

- **NO_2:** Yeryüzünde var olan metre küp başına azot dioksit miktarıdır. Yüksek düzeyde Azot Dioksite maruz kalınması solunum yolu sorunları riskini yükseltmektedir.

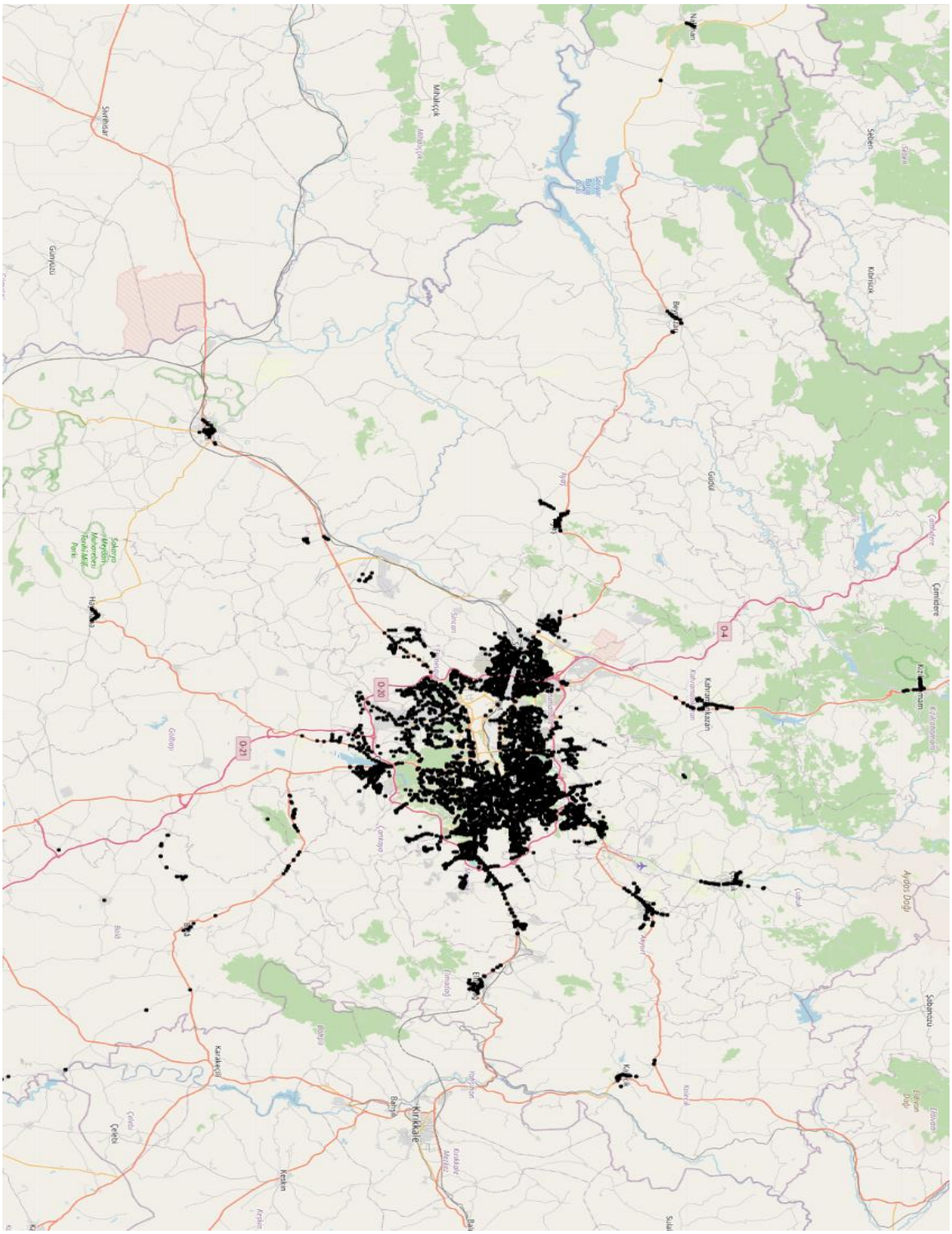
Veri seti içerinde ilçe bazında kullanılan demografik veriler, gayrimenkul adetleri, Sosyo Ekonomik Statü (SES) gibi veriler, büyük veri analizi ve makine öğrenmesi ile gayrimenkul değeri, veri analizi ve öngörüler sunan bir platform olan Endeksa tarafından açık olarak sunulan veriler kullanılarak türetilmiştir. Elde edilen bu demografik değişkenler Çizelge 3.3'de tam liste olarak sunulmaktadır.

Çizelge 3.3. Elde edilen demografik veri setine ait değişkenler

Değişken	**Tür**
İlçe Nüfusu	Sürekli
Nüfus Yoğunluğu	Sürekli
İlçe Bazında Yaşlı Oranı	Sürekli
İlçe Bazında Orta Yaşlı Oranı	Sürekli
İlçe Bazında Genç Oranı	Sürekli
İlçe Bazında Kişi Başı Gelir	Sürekli
İlçe Bazında Toplam Gayrimenkul Sayısı	Sürekli
İlçe Bazında A+ (SES) Oranı	Sürekli
İlçe Bazında A (SES) Oranı	Sürekli
İlçe Bazında B (SES) Oranı	Sürekli
İlçe Bazında C (SES) Oranı	Sürekli
İlçe Bazında D (SES) Oranı	Sürekli

SES, Endeksa tarafından sosyo ekonomik seviyeyi ölçmek amacı ile istatistiki modeller kullanılarak hesaplanmış bir göstergedir. Bu amaçla SES, etkin yaş grubu, arsa emlak değeri, gayrimenkul kira ve satış değeri, eğitim seviyesi, hane büyüklüğü, işyeri sayısı, ATM-Banka sayısı, harcama alışkanlığı dağılım oranı gibi değişkenler kullanılarak hesaplanmıştır. "*A+*"*,*"*A*"*, "B", "C"* ve *"D"* grubu olmak üzere 5 farklı kategoriden oluşan SES, "*A+"* grubu ile en yüksek sosyo ekonomik seviyeyi temsil ederken *"D"* grubu ile en düşük sosyo ekonomik seviyeyi temsil etmektedir. *"Nüfus Yoğunluğu"* ilçe bazında kilometre başına düşen kişi sayısını temsil eden sürekli bir değişkendir.

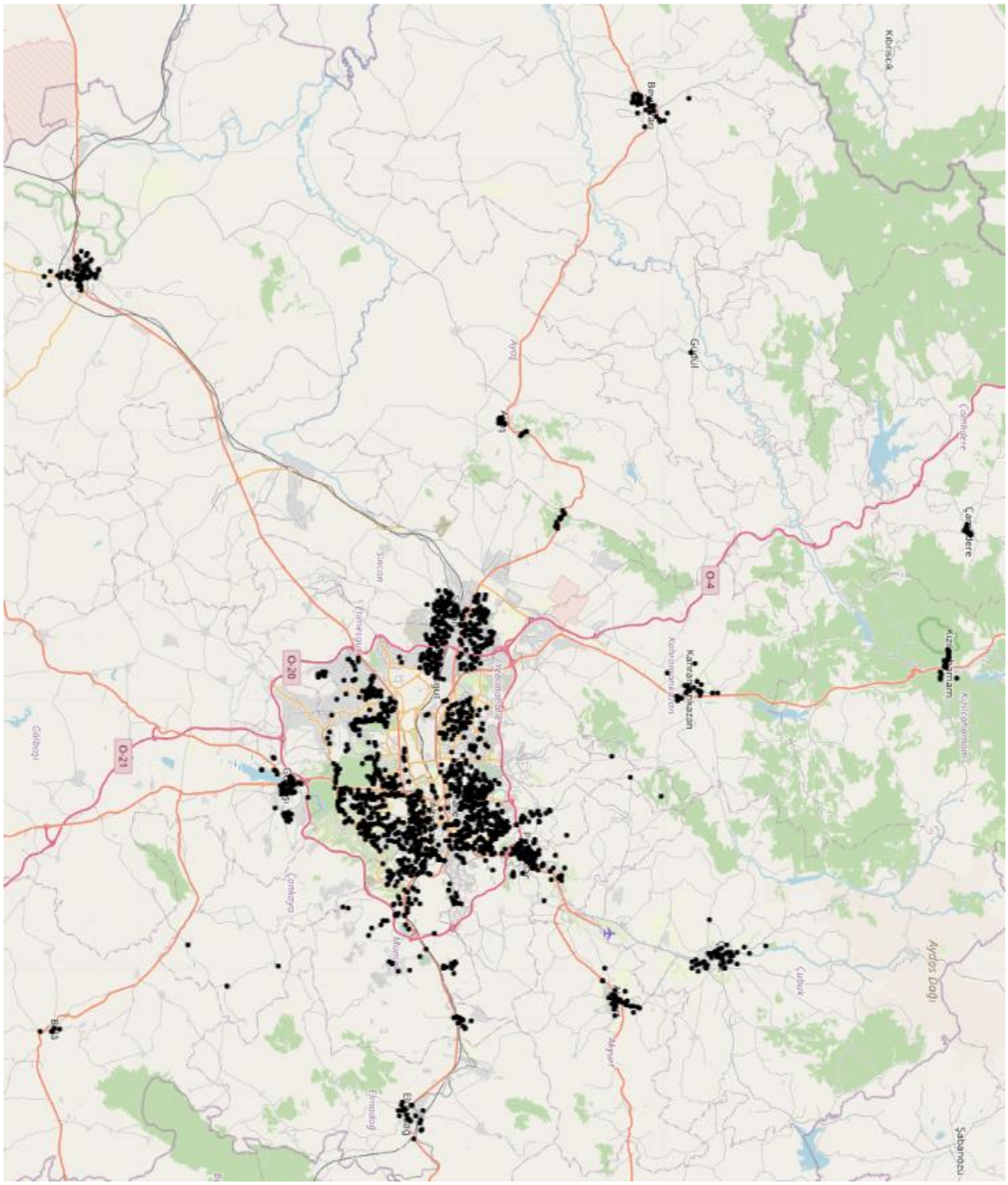
Tüm bu değişkenlerden bağımsız olarak bu çalışmayı diğer gayrimenkul değerleme çalışmalarından ayıran noktalardan birisi olarak çok sayıda konum verisi ile oluşturulan bir mekânsal veri setine sahip olmasıdır. Bu amaçla gayrimenkul fiyatı üzerine etken olabileceği düşünülen birçok faktöre ilişkin detaylı bir mekânsal veri seti oluşturulmuştur. Maalesef ülkemizde bu konum verilerini toplu olarak toplayan ve sunan herhangi bir kurum veya kuruluş bulunmadığı için çalışma kapsamında kullanılan tüm konum veriler Google Maps uygulaması kullanılarak tek tek elde edilmiştir. Bu amaçla elde edilen ilk veri seti, otobüs duraklarının enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.2'de siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu gibi toplam 7.464 adet otobüs durağına ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.2. Ankara'daki otobüs duraklarının konumları

Çalışma kapsamında kullanılan bir diğer konum veri seti ise parklar ve yeşil alanlara ait verilerdir. Bu amaçla özellikle yerleşim bölgelerine yakın olan park ve yeşil alanlara ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dair veriler toplanmıştır. Yerleşim bölgelerinden uzak olan bölgeler hem hesaplama maliyeti açısında hem de anlamlı bilgiler

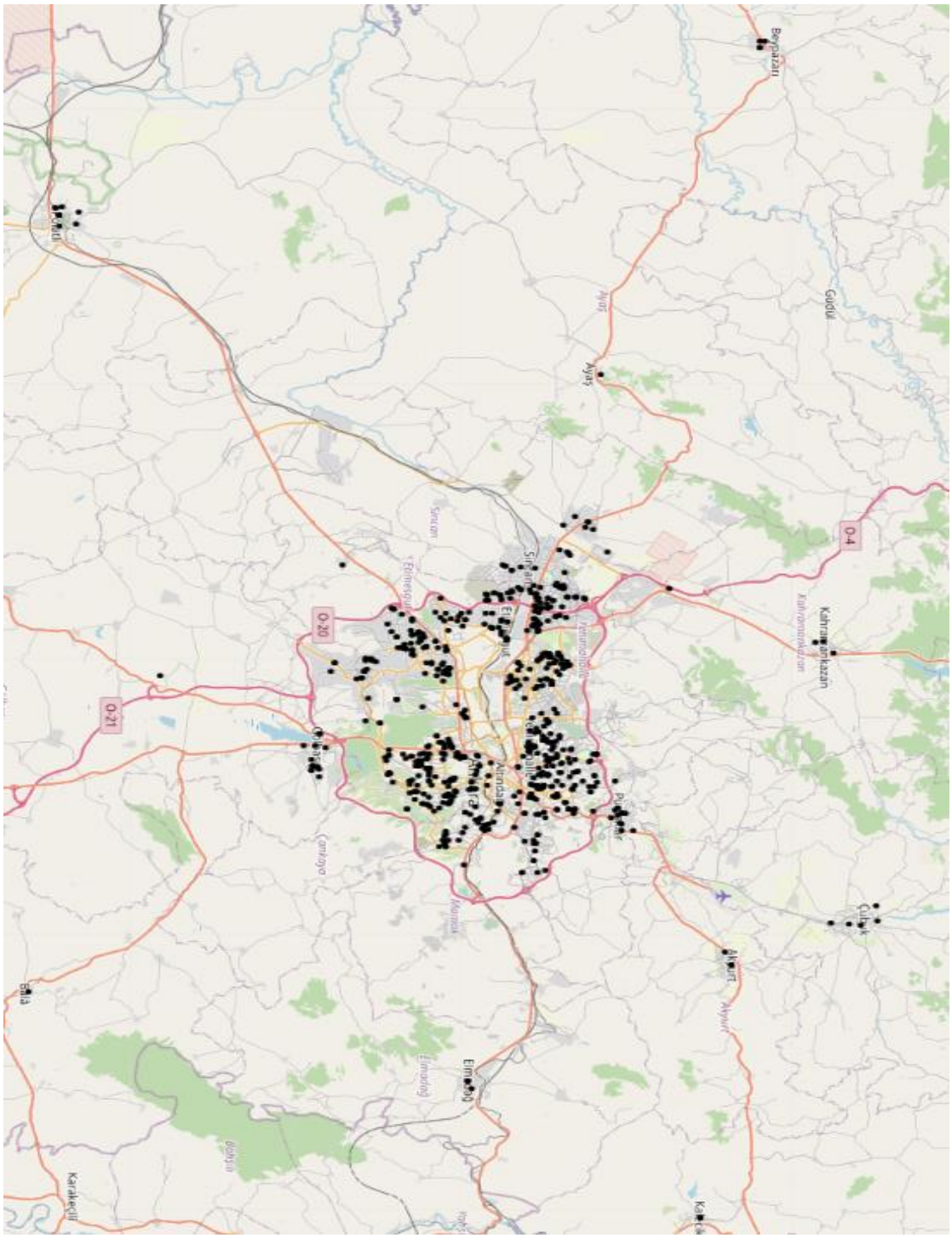
içermeyeceği için veri seti kapsamına dâhil edilmemiştir. Ayrıca ilgili park veya yeşil alan geniş bir alana sahip ise bu alan tek bir koordinat verisi değil alanın tüm çevresini kapsayan çok sayıda koordinat verisi ile temsil edilmiştir. Şekil 3.3'de siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 2.101 adet park ve yeşil alana ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.3. Ankara'daki park ve yeşil alanların konumları

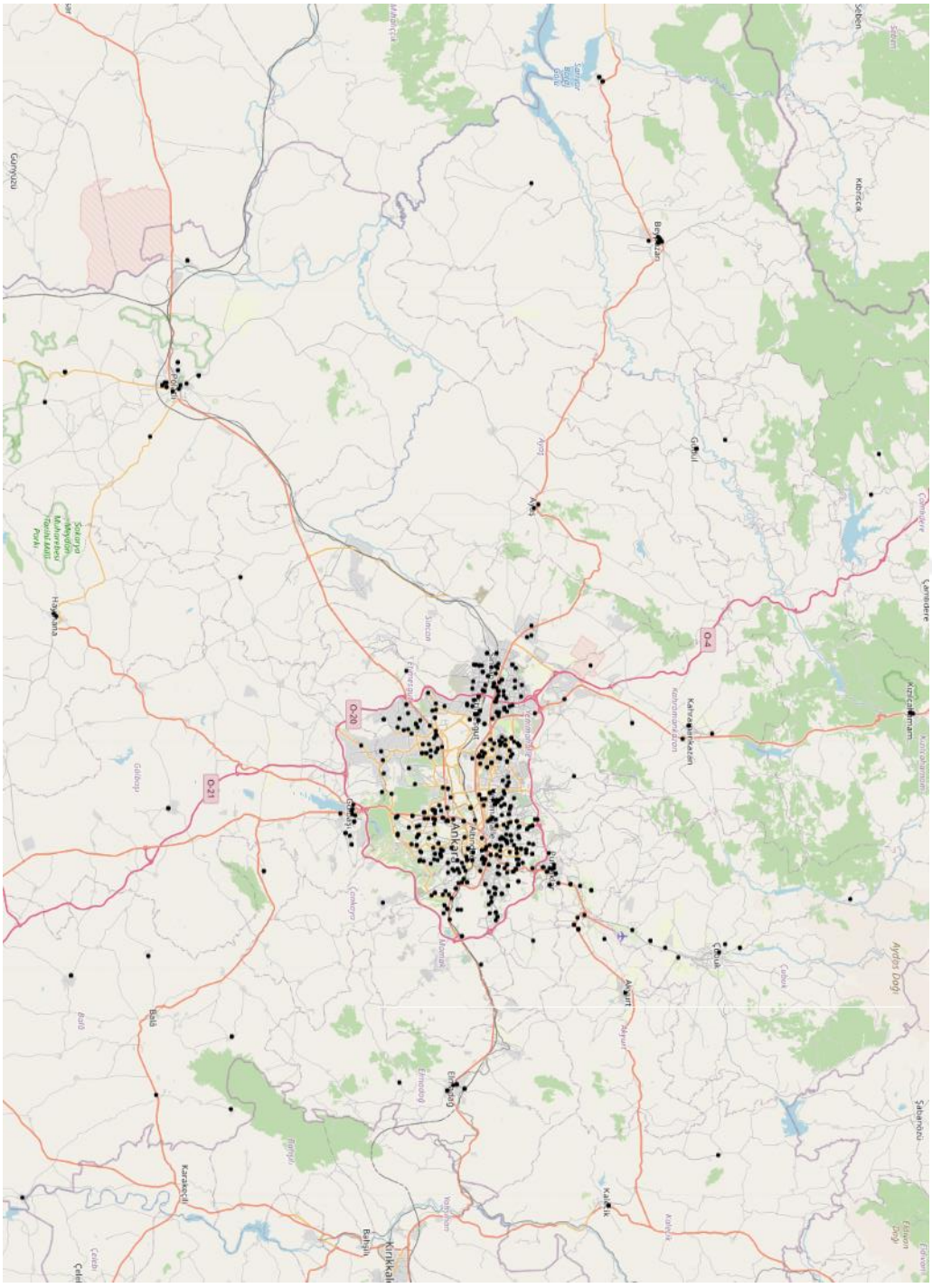
Çalışma kapsamında kullanılan bir diğer önemli konum veri seti ise anaokullarına ait konum verilerdir. Özellikle çocuklu aileler için eğitim ve eğitime erişim gayrimenkul seçiminde

kritik rol oynamaktadır. Bu nedenle anaokullarının konumu gayrimenkul fiyatı üzerinde olası yüksek etkilere sahip olabilmektedir. Bu amaçla elde edilen veri seti, anaokullarının enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.4'de siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 722 adet anaokuluna ait veri elde edilmiştir.



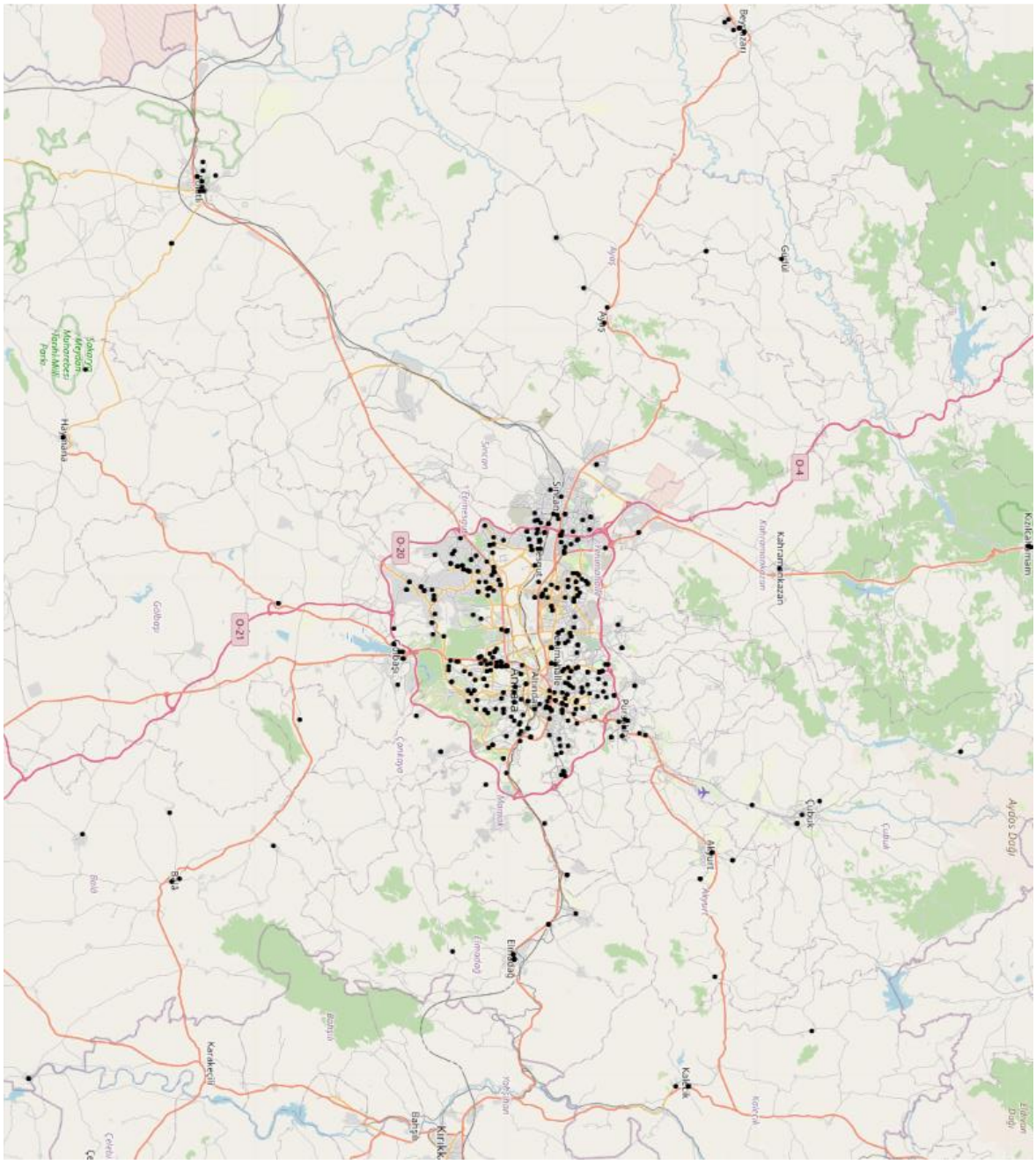
Şekil 3.4. Ankara'daki anaokulların konumları

Daha önce bahsedildiği üzere gayrimenkul seçiminde, eğitimin ve eğitime ulaşımın önemi yadsınamayacağı için bir diğer önemli konum veri seti ilkokullara ait konum verileridir. Bu amaçla elde edilen veri seti, ilkokullara ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.5'de siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 672 adet ilkokulla ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.5. Ankara'daki ilkokulların konumları

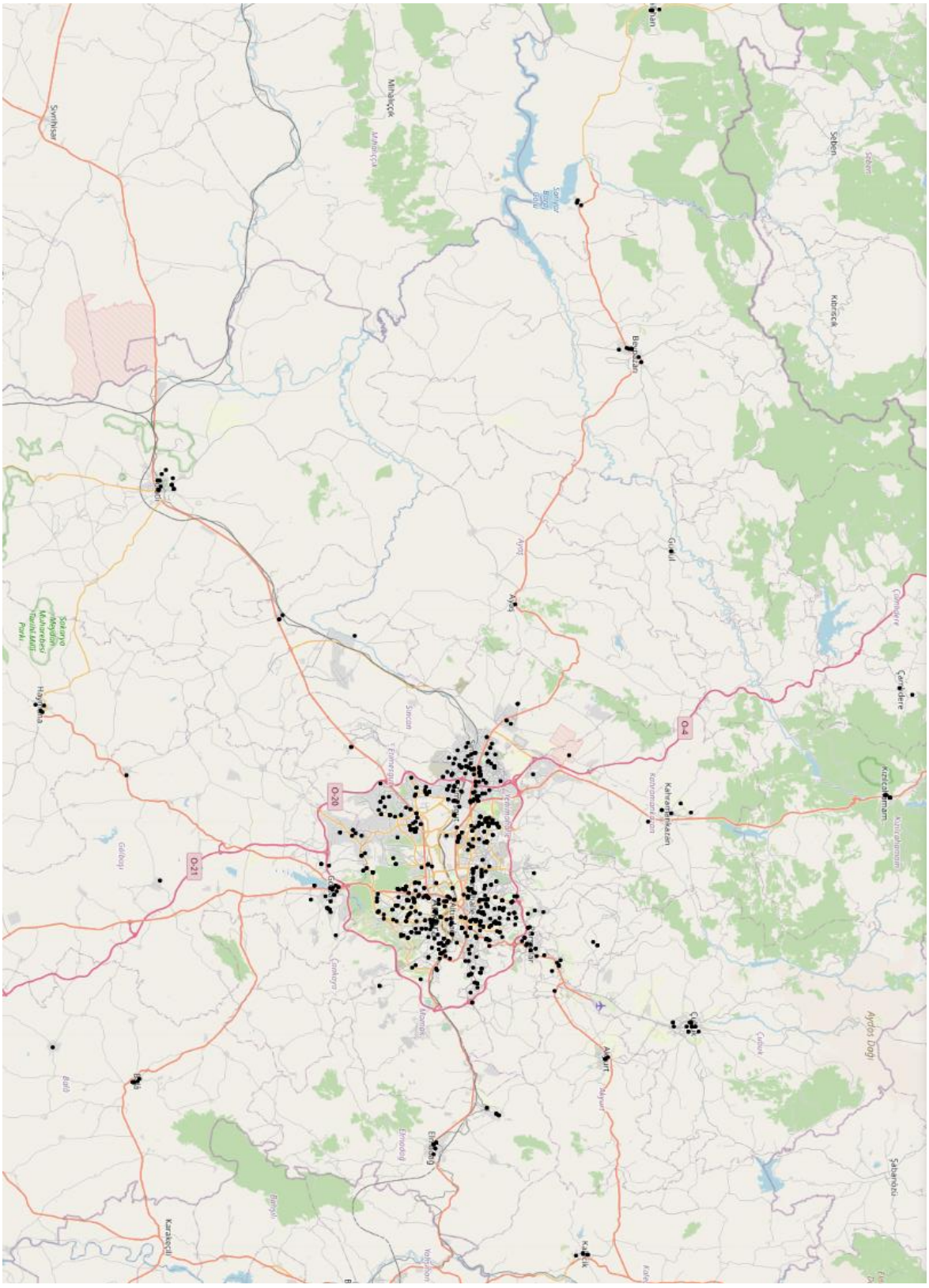
Eğitim ve eğitime erişim ile ilgili bir diğer konum değişkeni ise ortaokullara ait konum verileridir. Bu amaçla elde edilen veri seti, ortaokullara ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.6'da siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 519 adet ortaokullara ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.6. Ankara'daki ortaokulların konumları

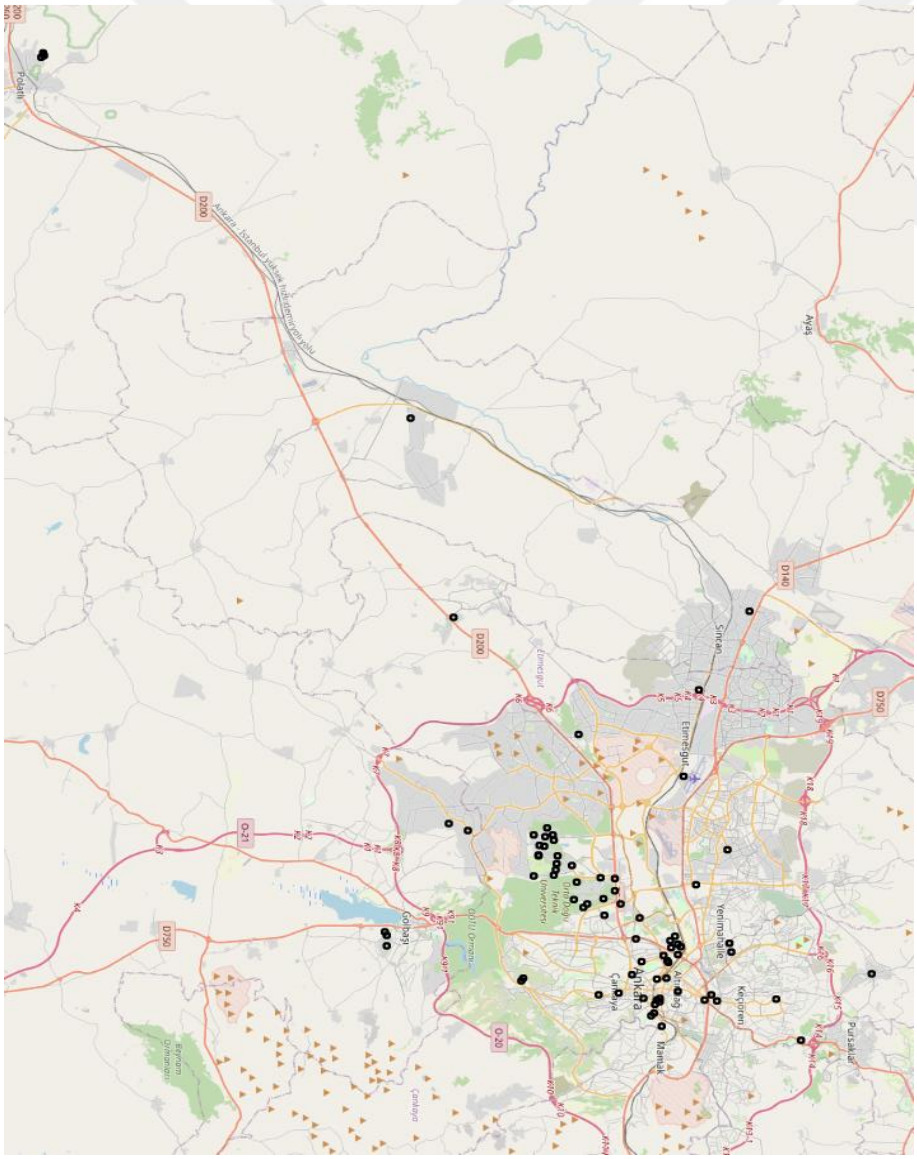
Eğitim ve eğitime erişim ilgili bir diğer konum değişkeni ise liselere ait konum verileridir. Bu amaçla elde edilen veri seti, liselere ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna

dairdir. Şekil 3.7'de siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 814 adet liselere ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.7. Ankara'daki liselerin konumları

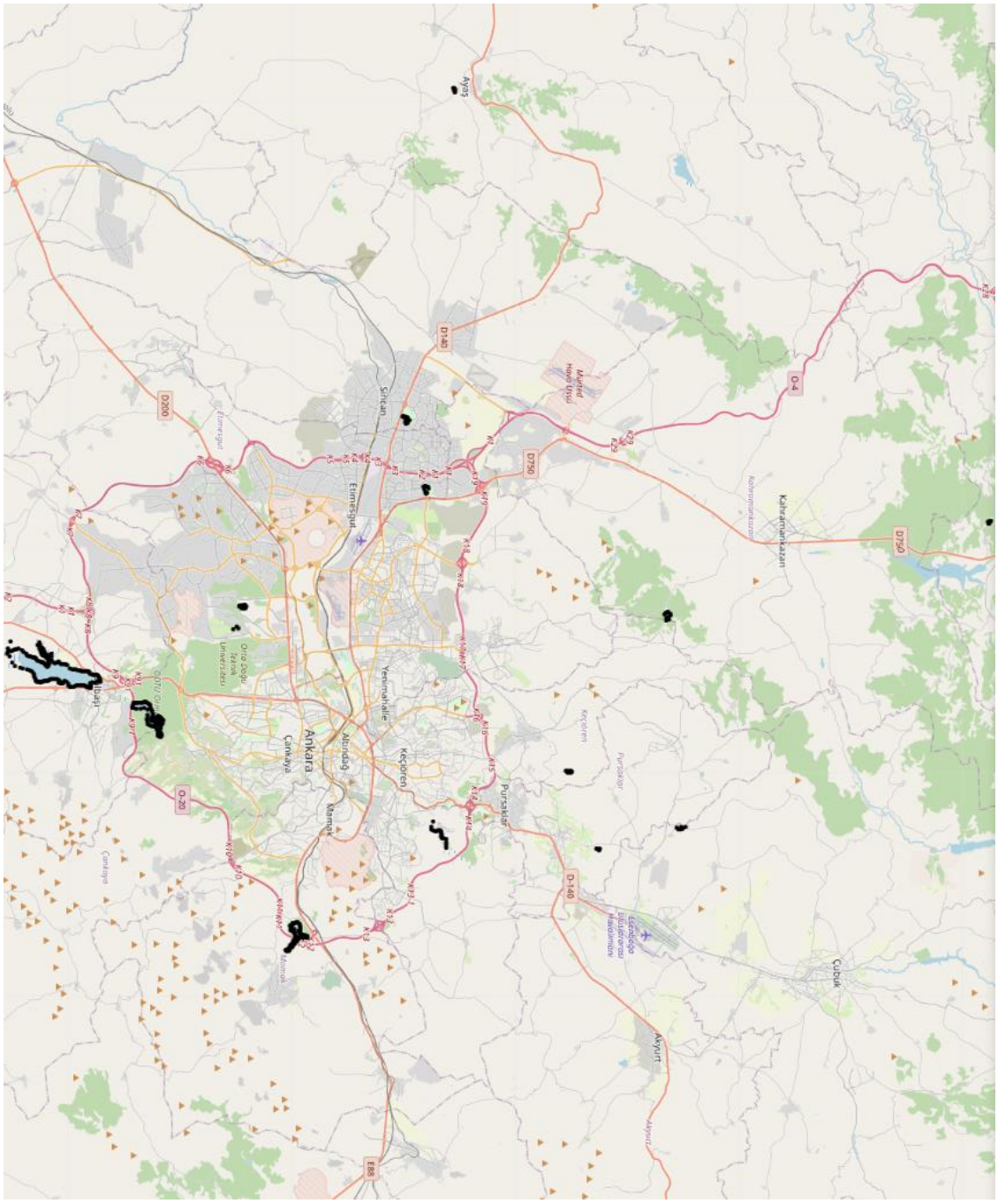
Eğitim ve eğitime erişimin en son seviyesini temsil eden bir diğer konum değişkeni ise üniversitelere ait konum verileridir. Özellikle ülkenin dört bir yanında gelen öğrenciler tarafından, Ankara'daki büyük ve köklü üniversitelere gösterilen yoğun ilgi barınma ihtiyacını da beraberinde getirmektedir. Kişisel tercihler veya öğrenci yurtlarındaki kapasite sorunları ile birlikte ortaya çıkan gayrimenkul talebi, üniversite konumlarının, gayrimenkul fiyatları üzerinde başat bir nitelik taşımasına neden olmaktadır. Bu amaçla elde edilen veri seti, üniversitelere ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Ayrıca ilgili üniversite geniş alana sahip ise bu alan tek bir koordinat verisi değil alanın tüm çevresini kapsayan çok sayıda koordinat verisi ile temsil edilmiştir. Şekil 3.8'de görülmekte olduğu üzere toplamda 78 adet üniversitelere ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.8. Ankara'daki üniversitelerin konumları

Ayrıca birçok üniversitenin merkezden uzak meslek yüksekokulları bulunabilmektedir. Her ne kadar meslek yüksekokulları da gayrimenkul fiyatları üzerinde etken bir faktör olsa da üniversitelerin hem bölüm hem de öğrenci sayısı bakımında yoğun olduğu merkez kampüsleri kadar yüksek bir etkiye sahip olması beklenmektedir. Bu nedenle üniversitelerin ana yerleşiklerinden ve merkez ilçelerinden uzakta olan meslek yüksekokulları ayrı bir değişken olarak elle alınmıştır. Bu amaçla elde edilen veri seti, yüksekokullara ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Toplam 8 farklı ilçede 10 adet meslek yüksekokulluna ait veri elde edilmiştir.

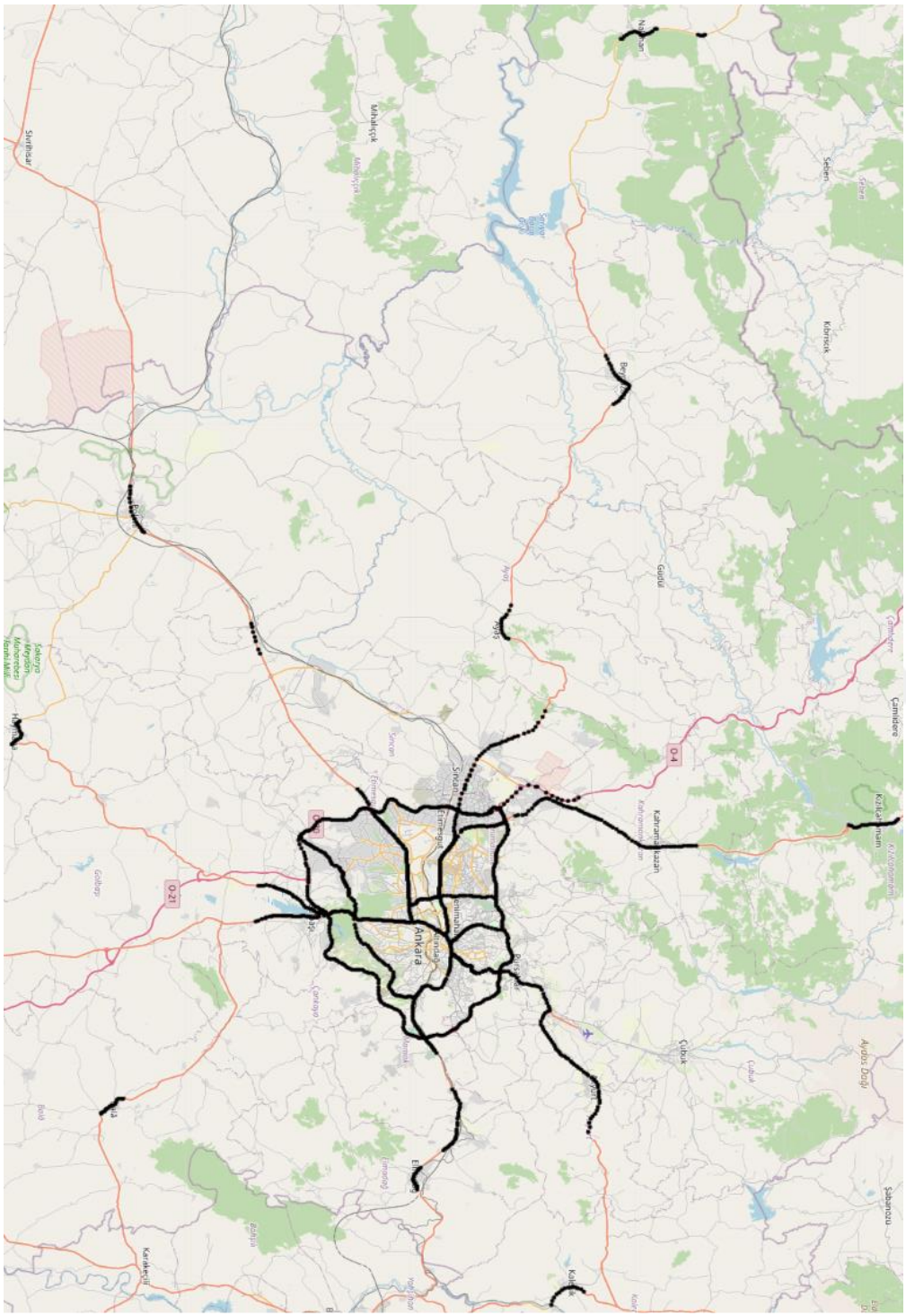
Çalışma kapsamında kullanılan bir diğer önemli konum veri seti ise göllere ait konum verilerdir. Özellikle deniz ve deniz manzarası gibi gayrimenkul fiyatları üzerine belirgin bir etkiye sahip bir faktörün bulunmadığı Ankara'da, göl manzarasına sahip veya bu bölgelere yakın gayrimenkuller, gayrimenkul tercileri ve fiyatları üzerinde etken bir faktör olabilmektedir. Bu amaçla elde edilen veri seti, göllere ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Yerleşim bölgelerinden uzak olan göl veya baraj bölgeleri hem hesaplama maliyeti açısında hem de anlamlı bilgiler içermeyeceği için veri seti kapsamına dâhil edilmemiştir. Ayrıca daha öncede bahsedildiği üzere ilgili göl geniş alana sahip ise bu alan tek bir koordinat verisi değil alanın tüm çevresini kapsayan çok sayıda koordinat verisi ile temsil edilmiştir. Şekil 3.9'da siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 449 adet göllere ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.9. Ankara'daki göllerin konumları

Çalışma kapsamında kullanılan bir diğer önemli konum veri seti ise ulaşım imkânları ile ilgili olarak anayolların ve otoyolların konum verileridir. Özellikle şehrin çeşitli bölgelerinden işe veya eğitime hızlı ulaşım imkânı gayrimenkul fiyatları üzerinde etken olabilen bir diğer önemli faktörlerden birisi olabilmektedir. Bu amaçla otoyollara ve anayollara ait konum veriler belirli aralıklar olacak şekilde tek tek elde edilmiştir. Şekil

3.10’da siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 1.456 adet karayollarına ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.10. Ankara’daki otoyolların konumları

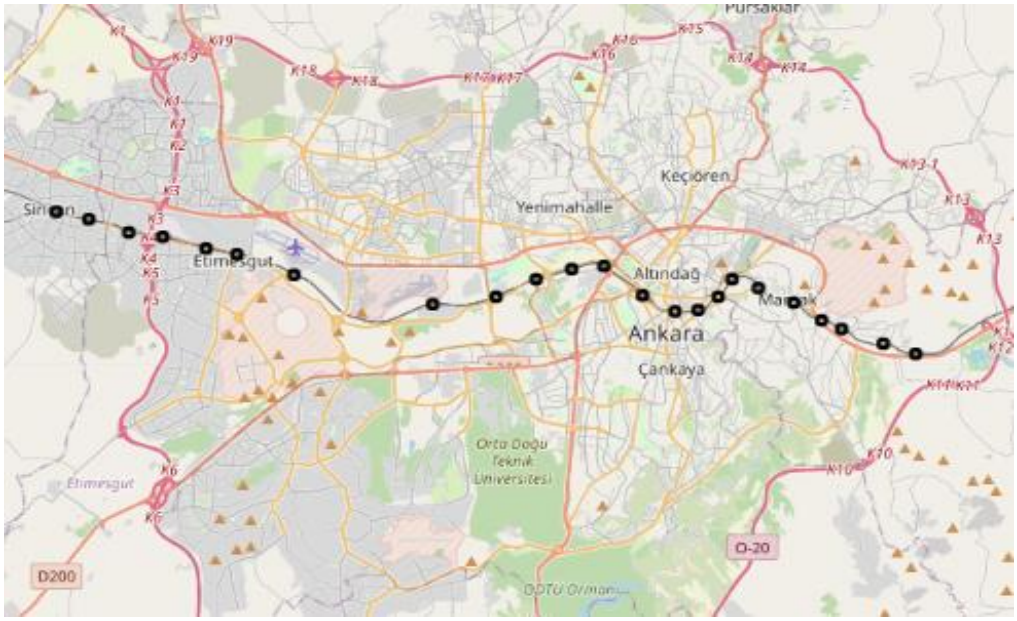
Ulaşım imkânları ile ilgili bir diğer konum değişkeni ise metro duraklarına ait konum verileridir. Bu amaçla elde edilen veri seti, metro duraklarına ait enlem, boylam ve hangi

ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.11'de siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 54 adet metro duraklarına ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.11. Ankara'daki metro duraklarının konumları

Bir diğer ulaşım imkânları ile ilgili bir diğer konum değişkeni ise tren duraklarına ait konum verileridir. Bu amaçla elde edilen veri seti, tren duraklarına ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.12'de siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 23 adet tren duraklarına ait veri elde edilmiştir.

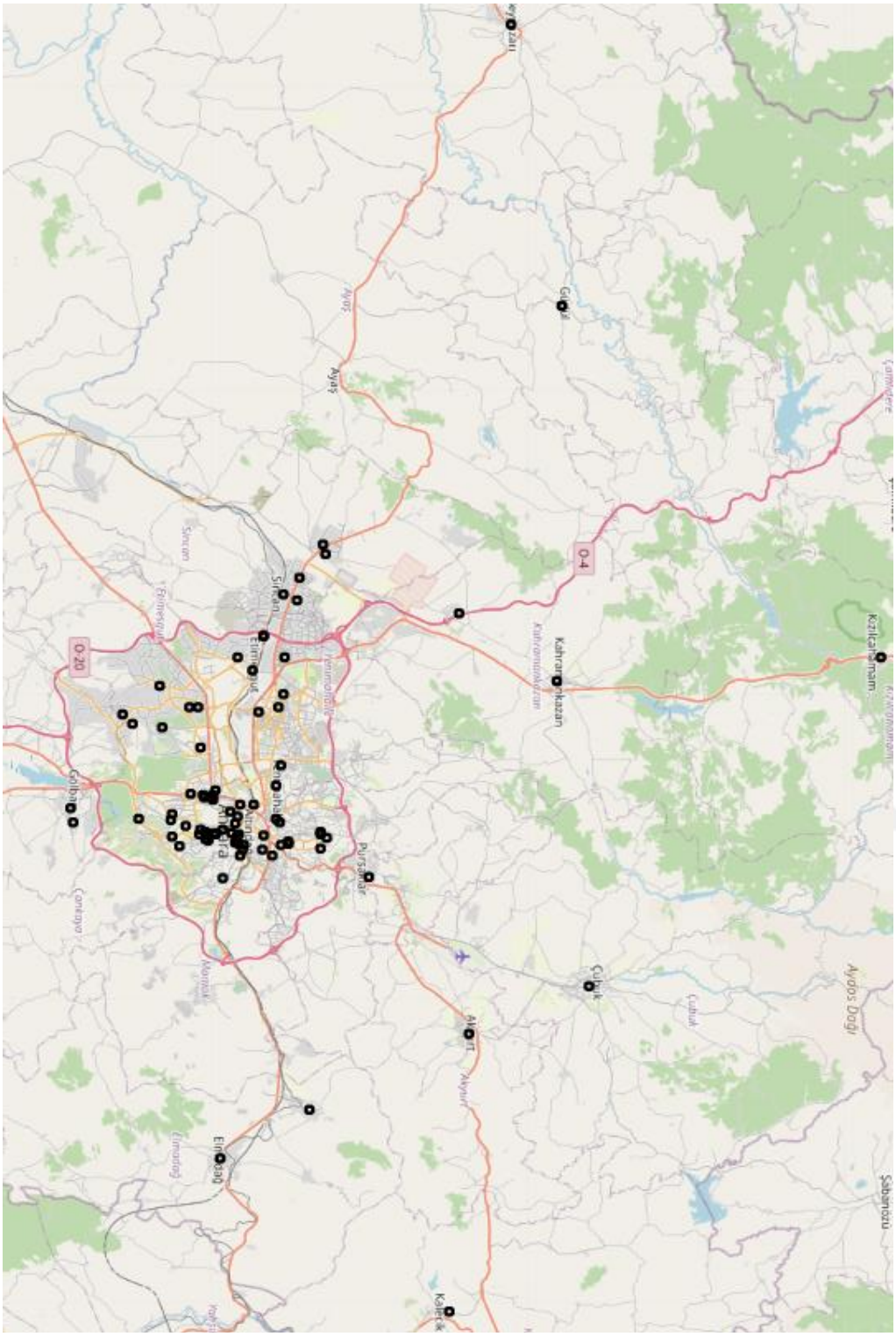


Şekil 3.12. Ankara'daki tren duraklarının konumları

Şehirlerarası ulaşım imkânı ile doğrudan ilgili konum değişkeni ise şehir otogarına ait konum verisidir. Ankara'da sadece Ankara Şehirlerarası Otobüs Terminali, bu amaç için hizmet vermektedir. Bu nedenle tek bir satır veriye sahip bu veri enlem, boylam ve ilçe bilgisini içermektedir.

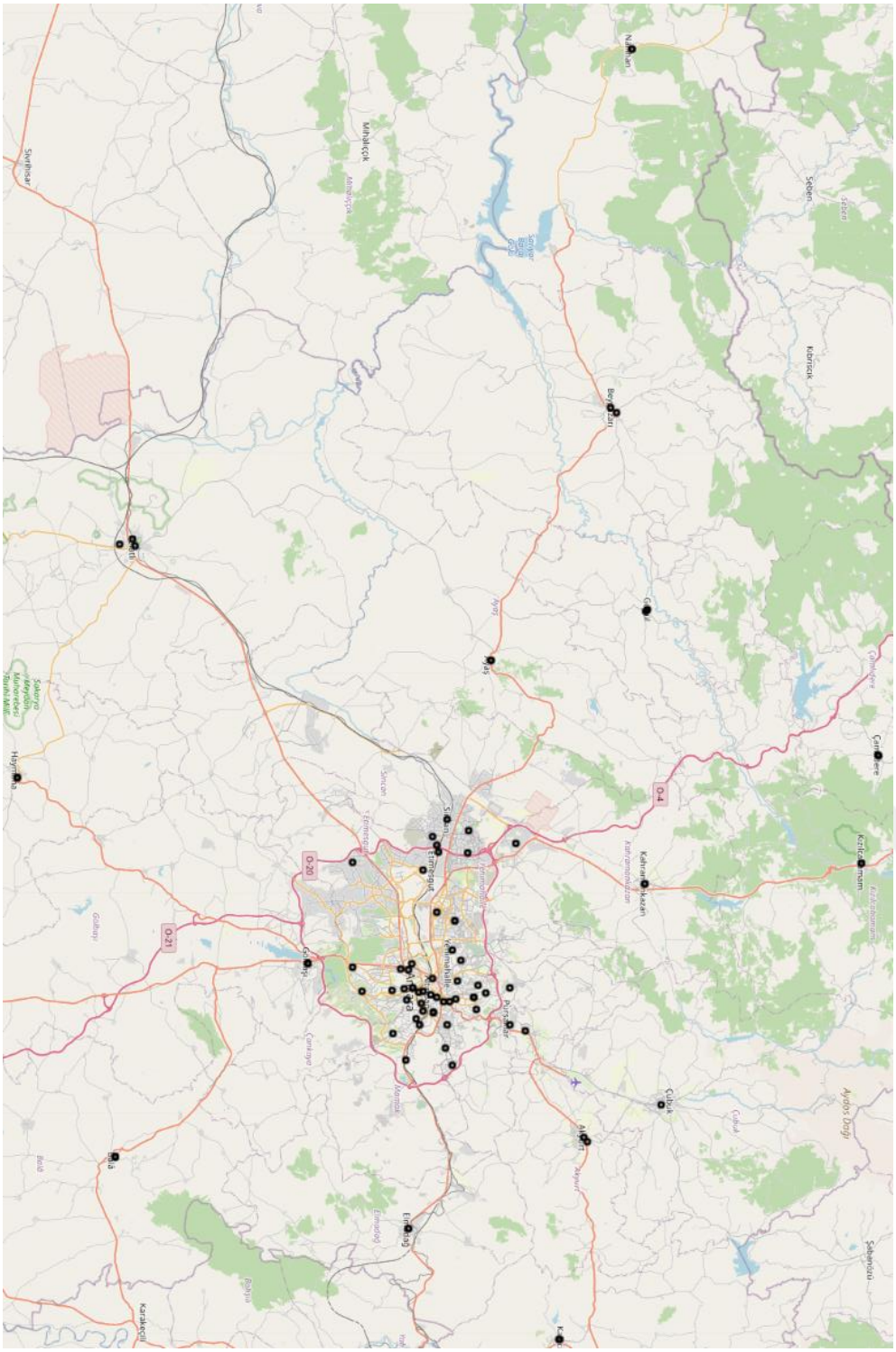
Benzer şekilde şehirlerarası ulaşım imkânı ile doğrudan ilgili bir diğer konum değişkeni ise havaalanına ait konum verisidir. Havaalanlarına yakınlık ulaşım amacı ile gayrimenkul fiyatlarını pozitif yönde etkileyebilmekteyken bu bölgelerde oluşan ses kirliliğinin gayrimenkul fiyatlarını negatif yönde etkileyebildiği gayrimenkul alanında birçok çalışma ile de (Mieszkowski ve Saper,1978; Collins ve Evans, 1994; Espey ve Lopez, 2000; Rossini vd., 2002) ortaya konmuştur. Ankara'da sadece Ankara Esenboğa Havalimanı, bu amaç için hizmet vermektedir. Bu nedenle tek bir satır veriye sahip bu veri enlem, boylam ve ilçe bilgisini içermektedir.

Çalışma kapsamında kullanılan bir diğer önemli konum veri seti ise hastaneler ait konum verilerdir. Bilhassa hastaneye yakınlık ve hızlı ulaşım, belirli bir yaş üstü ve sağlık problemleri olanlar bireylerin gayrimenkul tercileri ve dolayısıyla gayrimenkul fiyatları üzerinde etken bir faktör olabilmektedir. Bu amaçla elde edilen veri seti hastanelere ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.13'de yer alan siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 92 adet hastaneye ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.13. Ankara'daki hastanelerin konumları

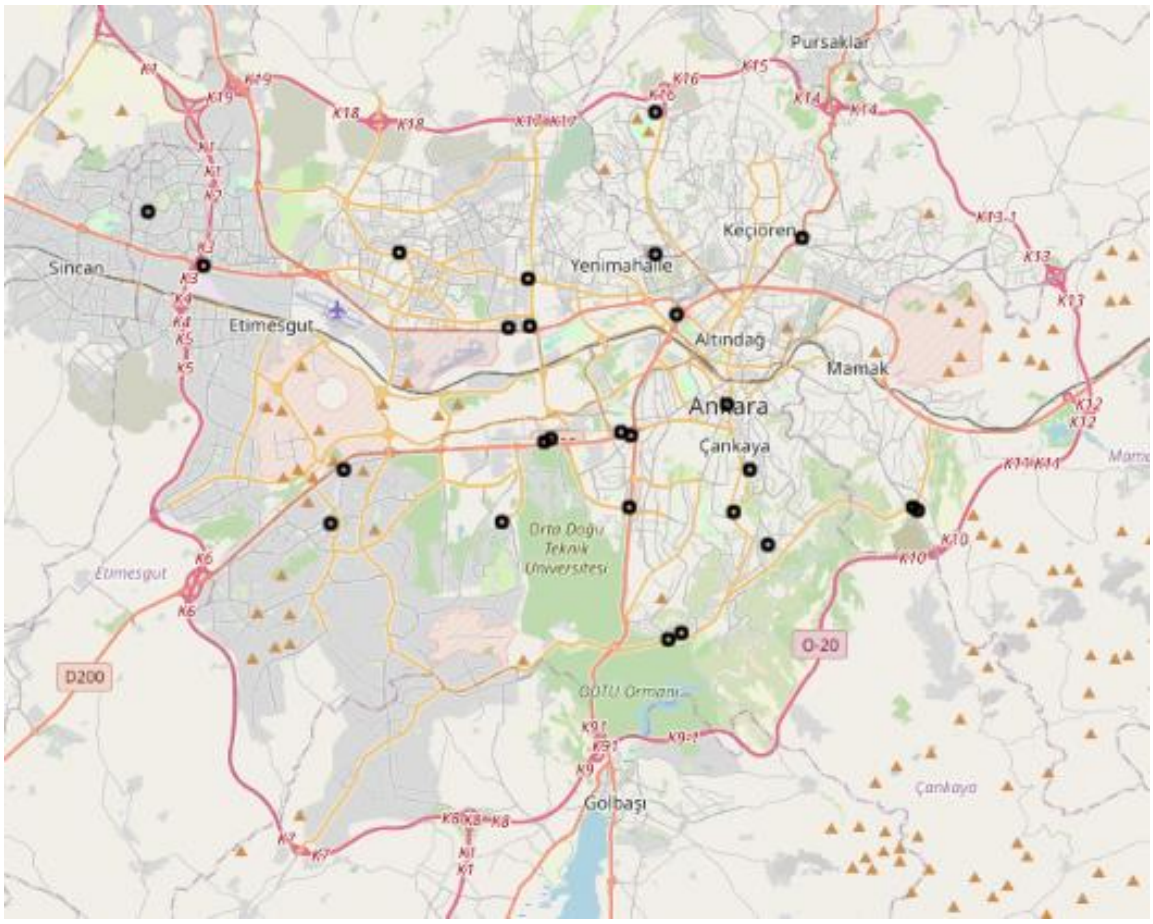
Bir diğer konum değişkeni ise karakollara ait konum verileridir. Bu amaçla elde edilen veri seti, karakollara ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.14'de siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 86 adet karakolla ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.14. Ankara'daki karakolların konumları

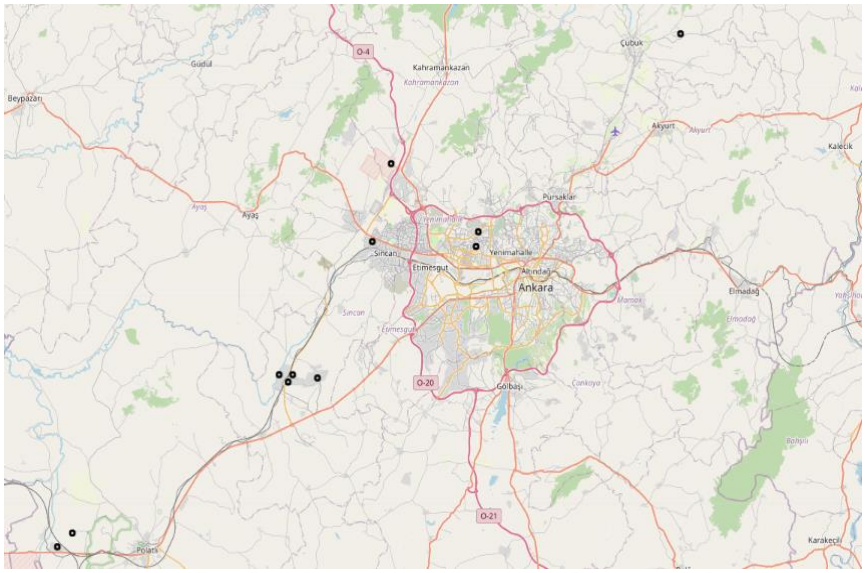
Bir diğer çok önemli konum değişkeni ise alışveriş merkezlerine (AVM) ait konum verileridir. Günümüzde birçok kişi için hem sosyalleşme hem de alışveriş olanaklarını bünyesinde barındıran AVM'ler gayrimenkul fiyatları üzerinde yüksek bir belirleyiciliğe sahip olabilmektedirler. Ayrıca günümüz gayrimenkul sektöründeki, AVM ve lüks gayrimenkul arzının bir arada olduğu yeni konseptler, bu bölgelerdeki diğer gayrimenkul

fiyatlarını da pozitif yönde etkileyebilmektedir. Bu amaçla elde edilen veri seti, AVM'lere ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.15'de siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 26 adet AVM'ye ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.15. Ankara'daki AVM'lerin konumları

Bir diğer önemli konum değişkeni ise Organize Sanayi Bölgelerine (OSB) ait konum verileridir. Özellikle istihdamın yoğun olduğu bu bölgeler gayrimenkul talebini ve dolayısı gayrimenkul fiyatlarını etkileyebilmektedir. Her ne kadar OSB'lerin konumu istihdam bölgelerine ulaşım kolaylığı açısında gayrimenkul fiyatları üzerinde pozitif bir etkiye neden olsa da bu durum genellikle şehir merkezlerinde uzakta ve sanayi çalışanlarının nispete düşük gelirleri göz önüne alındığında gayrimenkul fiyatları üzerinde negatif bir etkiye de neden olabilmektedir. Bu amaçla elde edilen veri seti, OSB'lere ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.16'da siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 12 adet OSB'ye ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.16. Ankara'daki OSB'lerin konumları

Bir diğer konum değişkeni ise ceza evlerine ait konum verileridir. Bu amaçla elde edilen veri seti, ceza evlerine ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.17'de siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 9 adet ceza evine ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.17. Ankara'daki ceza evlerinin konumları

Kişilerin devlet hizmetlerine ulaşımı ile dolaylı olarak ilgili olan bir konum değişkeni ise belediyelere ait konum verileridir. Ayrıca belediye binalarının konumları ilçe merkezlerinin de göreli bir temsilini sunmaktadır. Bu amaçla elde edilen veri seti, belediye binalarına ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.18'de siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 25 adet belediye binasına ait veri elde edilmiştir.



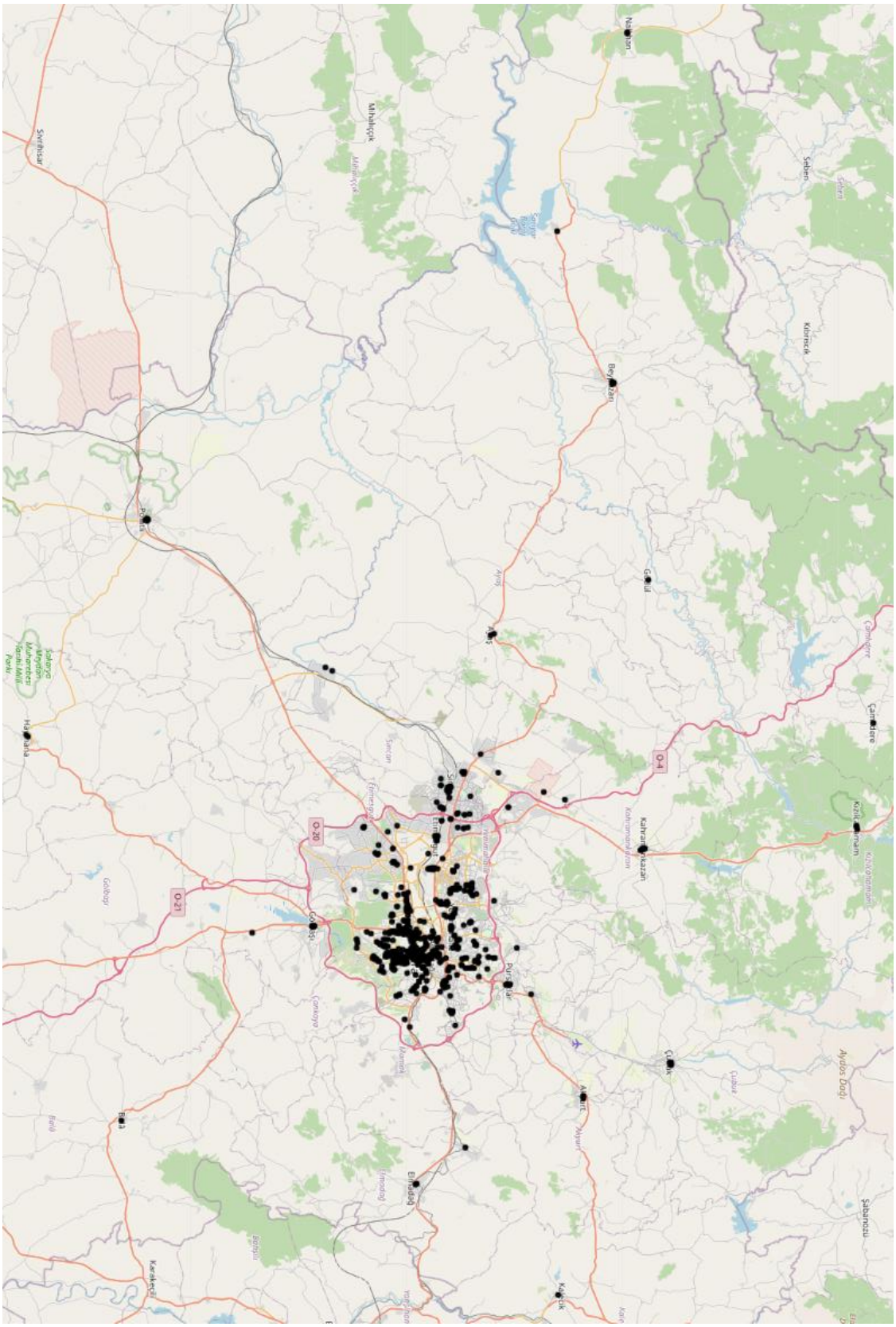
Şekil 3.18. Ankara'daki belediye binalarının konumları

Kişilerin devlet hizmetlerine ulaşımı ile dolaylı olarak ilgili olan bir diğer konum değişkeni ise adliyelere ait konum verileridir. Bu amaçla elde edilen veri seti, adliye binalarına ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.19'de siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 19 adet ceza adliye binasına ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.19. Ankara’daki adliye binalarının konumları

Son olarak bir diğer konum değişkeni ise bankalara ait konum verileridir. Bu amaçla elde edilen veri seti, bankalara ait enlem, boylam ve hangi ilçede bulunduğuna dairdir. Şekil 3.20’de siyah noktalar ile belirtilmekte olduğu üzere toplamda 953 adet bankaya ait veri elde edilmiştir.



Şekil 3.20. Ankara'daki bankaların konumları

Çalışma kapsamında, gayrimenkul konumu üzerinde etken olabilen 22 farklı faktör için toplamda 15.494 adet konum verisi manuel olarak kayıt edilmiştir. Tüm bu veri seti elde edildikten sonra emlak sitelerinden elde edilen her bir gayrimenkul kaydının her bir konum faktörü ile olan ilişkisinin tespit edilmesi ve yeni değişkenlerin türetilmesi gerekmektedir. Bu doğrultuda her bir gayrimenkul konumu ile ilgili her bir konum faktörü arasındaki mesafenin hesaplanması gerekmektedir. Bu amaçla hesaplanan uzaklık mesafeleri Dünya'nın küre olduğu varsayımına dayanarak, %1'lik küçük bir hata oranı ile Büyük Küre Mesafe formülü (Carter, 2002: 3) kullanılarak her bir gayrimenkul konumu ve ilgili konum faktörü için tek tek hesaplanarak bulunmuştur. Bu hesaplamalar, küre bir yüzeyindeki belirli iki nokta arasındaki en kısa mesafe yolunu hesaplamaya yarayan Eş. 3.1 ve Eş. 3.2'de sunulan Büyük Küre Mesafe formülleri kullanılarak hesaplanmıştır.

$$\Delta\sigma = \arccos(sin\emptyset_1 * sin\emptyset_2 + cos\emptyset_1 * cos\emptyset_2 * \cos(\Delta\emptyset)) \quad (3.1)$$

$$d = r * \Delta\sigma \quad (3.2)$$

Yukarıda sunulan Eş. 1'de, $\emptyset_1$ ve $\emptyset_2$, birinci ve ikinci noktaların radyan cinsinden enlem ve boylamlarını ifade etmekte ve $\Delta\emptyset$ ise bu noktalara ait boylamların mutlak farkını temsil etmektedir. Bu formül sonucunda elde edilen merkez açı $\Delta\sigma$ ile kürenin yarıçapı r ile çarpılarak uzaklık, d, bulunmaktadır. Bu çalışma kapsamında kürenin yarıçapını temsil eden r, dünyanın yarıçapını temsil etmekte ve dünyanın yarıçapı olan 6.371 km sabit değerine sahiptir.

Bu mesafe hesaplamaları neticesinde her bir gayrimenkul verisi üzerinden her bir konum faktöründen 3 yeni değişken elde edilerek toplamda 66 farklı yeni değişken türetilmiş ve nihai veri setine eklenmiştir. Elde edilen bu yeni değişkenlere ait tam liste ve Çizelge 3.4'de sunulmaktadır.

Çizelge 3.4. Elde edilen mekânsal veri setine ait değişkenler

Değişken	**Tür**
200 metre yarıçap içerisindeki otobüs durağı var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki otobüs durağı sayısı	Sürekli
1 km yarıçap içerisindeki otobüs durağı sayısı	Sürekli
200 metre yarıçap içerisindeki park veya yeşil var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki park veya yeşil var mı?	İkili

1 km yarıçap içerisindeki park veya yeşil var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki anaokulu var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki anaokulu var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki anaokulu var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki ilkokul var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki ilkokul var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki ilkokul var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki ortaokul var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki ortaokul var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki ortaokul var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki lise var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki lise var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki lise var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki otoyol var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki otoyol var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki otoyol var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki göl var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki göl var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki göl var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki üniversite var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki üniversite var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki üniversite var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki yüksekokul var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki yüksekokul var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki yüksekokul var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki hastane var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki hastane var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki hastane var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki karakol var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki karakol var mı?	İkili
1 km metre yarıçap içerisindeki karakol var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki metro durağı var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki metro durağı var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki metro durağı var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki AVM var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki AVM var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki AVM var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki tren durağı var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki tren durağı var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki tren durağı var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki OSB var mı?	İkili
3 km yarıçap içerisindeki OSB var mı?	İkili
5 km yarıçap içerisindeki OSB var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki havaalanı var mı?	İkili
3 km yarıçap içerisindeki havaalanı var mı?	İkili
5 km yarıçap içerisindeki havaalanı var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki şehir otogarı var mı?	İkili
3 km yarıçap içerisindeki şehir otogarı var mı?	İkili
5 km yarıçap içerisindeki şehir otogarı var mı?	İkili

1 km yarıçap içerisindeki ceza evi var mı?	İkili
2 km yarıçap içerisindeki ceza evi var mı?	İkili
3 km yarıçap içerisindeki ceza evi var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki adliye var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki adliye var mı?	İkili
2 km yarıçap içerisindeki adliye var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki belediye binası var mı?	İkili
1 km yarıçap içerisindeki belediye binası var mı?	İkili
2 km yarıçap içerisindeki belediye binası var mı?	İkili
200 metre yarıçap içerisindeki banka var mı?	İkili
500 metre yarıçap içerisindeki banka var mı?	İkili
1 km metre yarıçap içerisindeki banka var mı?	İkili

Özellikle Çizelge 3.4 üzerinde de görebileceğimiz üzere konum değişkenlerinden türetilen 2 değişken haricinde tüm değişkenler varlık veya yokluk durumunu temsil eden ikili değişken olarak kullanılmıştır. Bu durum hem çeşitli makine öğrenmesi yöntemlerinin ve geleneksel regresyon modellerinin sürekli değişkenlerden ziyade ikili değişkenlerle daha iyi performanslar ortaya koymasından hem de tek bir mesafe ölçümü değişkenin aksine çeşitli tampon bölgeler için oluşturulan değişkenlerin daha fazla açıklayıcı güce sahip olabileceğinden kaynaklanmaktadır. Tampon bölge yarıçaplarının seçimi ise gayrimenkule hem yakın faktörlerin hem de görece uzak faktörlerin belirlenmesinde etkili olacak şekilde seçilmiştir. Her ne kadar literatürde benzer tampon bölge yarı çapları kullanılsa da (Irwin ve Bockstael, 2001; Acharya ve Bennett, 2001; Irwin, 2002; Geoghegan vd., 2003; Yoo vs., 2012; Sander vd., 2010) bu çalışmadaki yarıçapların seçimi çeşitli denemeler sonucu elde edilen değer dağılımları gözlemlenerek seçilmiştir. Bu durumu en iyi özetleyen örnek, eğer yarıçapı 200 metreden 100 metreye küçültürsek birçok konum değişkeni sadece yokluk durumunu temsil eden değişken değeri ile temsil edilmektedir. Benzer durum 1 km yarıçapı içinde geçerli olup, bu durumda da 1 km üzerindeki yarıçap seçimlerinde, tüm konum değişkenleri varlık durumunu temsil eden değişken değeri ile temsil edilmektedir. Bu durum mevcut değişkenin model için herhangi bir bilgi yansıtmamasına neden olmaktadır. Bu nedenle her bir değişken için kendi içerisinde değer dağılımları gözlemlenerek tampon bölge yarıçapları belirlenmiştir. OSB, havaalanları veya ceza evleri vb. gibi tesisler hem yerleşim yerlerinden belirli bir uzaklığa hem de kendi tesis büyüklüklerinin beli bir mesafeye sahip olması nedeniyle diğer değişkenlere göre daha farklı tampon bölge yarıçapları ile göz önüne alınmıştır.

Elde edilen ve yeniden türetilen bu değişken setleri neticesinde toplam 234 adet değişkene ve 75.655 adet gözlem değerine sahip çok geniş bir veri seti elde edilmiştir. Mevcut bu veri

seti ile ilgi veri ön işleme ve model oluşturma aşamalarına geçmeden önce veri madenciliğinin ve makine öğrenmesinin en önemli adımlarından birisi olan keşifsel veri analizi yapılması gerekmektedir. Bu amaçla bir sonraki kısım bu veri setine ait dağılımları ve açıklayıcı analizleri içermektedir.

3.1.1. Keşfedici veri analizi

Keşfedici veya keşifsel veri analizi, bir veri kümesine ilişkin iç görüyü en üst düzeye çıkarmak, temel yapıyı ortaya çıkarmak, temel değişkenleri çıkarmak ve aykırı değerleri ve anormallikleri saptamak için çoğu grafiksel olan çeşitli teknikleri kullanan bir veri analizi yaklaşımıdır (Rampini ve Cecconi, 2021: 4). Keşfedici bir analiz, verilere her zaman bazı ilginç özellikler ararken, mümkün olduğu kadar çok açıdan bakmayı sağlamaktadır (Morgenthaler, 2009: 33). Tüm bunlara ek olarak keşifsel veri analizi, araştırmacıların verilerdeki örtük modelleri ortaya çıkarabilmesini ve böylelikle veri kümesi için en uygun makine öğrenimi yaklaşımlarının seçilmesine ve bu model için en iyi performansların elde edilmesine yardımcı olabilmektedir (Truong vd., 2020: 437). Ayrıca hem ilerleyen aşamalarda kurulacak olan modellerden daha sağlıklı performans elde edilmesi hem de özellik seçimi veya türetme sürecinin ilk aşaması olması sebebiyle keşfedici veri analizi, bu çalışmada olduğu gibi çok sayıda değişen kümesine sahip problemler için oldukça kritik bir önem taşımaktadır.

Keşfedici veri analizi kapsamında incelenmesi gereken ilk dağılım elde edilen gayrimenkul verilerinin ilçe bazındaki dağılımıdır. Her ne kadar ham haldeki veriler bize bazı ilçeler hakkında fikir sunsalar da tam bir sayı ulaşmak çalışmanın ilerleyen bölümleri için faydalı olacaktır. Bu amaçla elde edilen gayrimenkul kayıtlarının ilçelere göre sayıları Tablo 5 ile özetlenmektedir.

Çizelge 3.5. İlçe bazında elde edilen gayrimenkul veri sayısı

İlçe	Daire	Villa	Müstakil	Residence	Toplam
Akyurt	386	42	2	0	**430**
Altındağ	6.021	9	2	1	**6.033**
Ayaş	10	14	0	0	**24**
Bala	2	6	0	0	**8**

Beypazarı	87	0	0	0	**87**
Çamlıdere	0	10	0	0	**10**
Çankaya	10.153	664	1	286	**11.104**
Çubuk	362	6	2	1	**371**
Elmadağ	77	9	1	0	**87**
Etimesgut	10.106	584	5	165	**10.860**
Evren	0	0	0	0	**0**
Gölbaşı	1.400	541	2	56	**1.999**
Güdül	1	2	0	0	**3**
Haymana	1	0	0	0	**1**
Kahramankazan	98	29	0	0	**127**
Kalecik	1	4	0	0	**5**
Keçiören	15.346	23	9	9	**15.387**
Kızılcahamam	55	3	0	0	**58**
Mamak	9.980	18	5	12	**10.015**
Nallıhan	6	0	0	0	**6**
Polatlı	199	5	0	1	**205**
Pursaklar	3.419	25	0	1	**3.445**
Şereflikoçhisar	22	0	0	1	**23**
Sincan	9.402	53	2	0	**9.457**
Yenimahalle	5.739	110	9	52	**5.910**

Çizelge 3.5'de de görülmekte olduğu üzere kullanılan veri kümesi kapsamında en çok gayrimenkul ilanın olduğu ilçe Keçiören olurken, sırasıyla Çankaya, Etimesgut, Mamak ve Sincan ilçeleri gelmektedir. Merkez ilçeleri haricindeki diğer ilçelerde çok az sayıda kayıt bulunurken Evren ilçesine ait herhangi bir gayrimenkul türünde hiçbir gözlem bulunmazken Haymana'da 1, Güdül'de ise sadece 3 adet gayrimenkul kaydı elde edilmiştir. En çok apartman dairesine ait gayrimenkul verisinin bulunduğu ilçe gene Keçiören olurken, en çok villa ve residence daire ise Çankaya ilçesinden elde edilmiştir. Ayrıca mahalle bazında gayrimenkul sayıları incelendiğinde 1.546 adet gayrimenkul ile Etlik (Keçiören) mahallesi en çok gayrimenkul satış kaydının olduğu mahalle olurken 1.347 ve 1.313 adet gayrimenkul sayıları ile sırasıyla Karapürçek (Altındağ) ve Mustafa Kemal (Sincan) mahalleri diğer en çok gayrimenkul verisine sahip olunan mahallelerdir. Bu verileri ışığında dikkate alınması gereken en önemli husus bazı ilçelerin çok az ve hatta hiç gayrimenkul gözlemine sahip

olmamasıdır. Özellikle birbirinden oldukça uzak ve farklı konumlarda bulunan bu ilçeler, gayrimenkul değerleme sürecinde konum faktörünün çok kritik olduğu dikkate alındığında veri seti içerisinde sapmalara ve model performanslarında olumsuz etkilere neden olabilmektedir. Ayrıca ilerde de bahsedileceği üzere her bir ilçe bazında model eğitimleri gerçekleştirileceğinden çok az gözleme sahip ilçeler kapsamında model eğitim için yeterli kayıt bulunmamaktadır. Bu neden bu çalışma kapsamında daire ve residance gayrimenkul kayıt toplamı 100'ün altında yer alan ilçelere ait kayıtlar ihmal edilerek veri kümesinden çıkarılmıştır. Burada belirtilmesi gereken bir diğer husus da birbirine benzer olan residence ve daire ile villa ve müstakil gayrimenkul türlerinin birleştirilmesidir. Çünkü Çizelge 3.5'den de anlaşılabileceği üzere residence ve müstakil gayrimenkul türleri çok az sayıda gözleme sahiptirler. Ayrıca villa ve müstakil gayrimenkul türlerinin çok fazla ilçe kapsamında az gözleme sahip olması nedeniyle bu veri seti daire ve residence veri setinin aksine, çalışma kapsamında uygulanan metodolojiye tam uygun olmayacağı için farklı bir çalışmada farklı bir model mimarisi ile değerlendirmesi da uygun olacaktır. Bu nedenle villa ve müstakil gayrimenkul türlerine ait veriler bu çalışma kapsamında değerlendirilmeye alınmamıştır. Bu neticede daire ve residence gayrimenkullere ait veri setinden Ayaş, Bala, Beypazarı, Çamlıdere, Elmadağ, Evren, Güdül, Haymana, Kahramankazan, Kalecik, Kızılcahamam, Nalıhan ve Şereflikoçhisar'a ait gayrimenkul verileri çıkarılmıştır.

Göz önünde bulundurulması gereken bir diğer kritik değişken ise gayrimenkul ilanlarının yayınlanma tarihleridir. Özellikle verilerin toplandığı tarih aralığında meydana gelen yüksek fiyat artışlarının etkisini ölçebilmek adına ilan tarihlerinin bir değişken olarak kullanılması gerekmektedir. Bu amaçla "02.07.2021" şeklinde değer alan tarih değişkeni gün, ay ve yıl olarak 3 farklı değişken olarak ayrılmıştır. Böylelikle her ayın hatta her bir günün gayrimenkul fiyatı üzerine etkilerini içeren değişkenler elde edilmiştir. Bu kapsamda aylık olarak elde edilen gayrimenkul ilan verilerine ilişkin açıklayıcı veriler Çizelge 3.6'da sunulmaktadır.

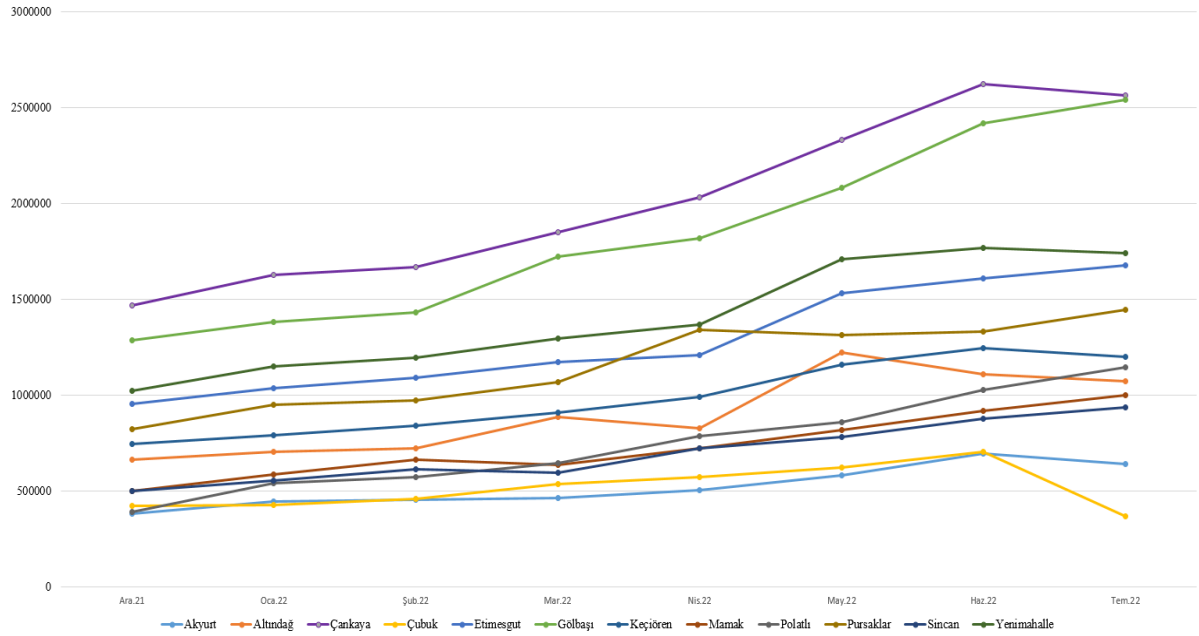
Çizelge 3.6. Ay bazında elde edilen gayrimenkul veri sayısı

Tarih	Daire-Residance	Villa- Müstakil	Toplam
Aralık 2021	14.837	567	15.404
Ocak 2022	13.020	402	13.422
Şubat 2022	9.902	298	10.200

Mart 2022	11.375	319	11.694
Nisan 2022	8.634	237	8.871
Mayıs 2022	7.576	231	7.807
Haziran 2022	6.933	143	7.076
Temmuz 2022	1.181	0	1.181

Çizelge 3.6'da gösterilmekte olduğu üzere belirli aylar kapsamında çok daha fazla gayrimenkul ilan verisi elde edilmişken özellikle ilerleyen zaman içerisinde elde edilen veri miktarında bir azalma söz konusu olmuştur. Bu azalmanın sebeplerinin bir sebebi, veri elde etmede yaşanan bazı problemler olsa da bu genellikle çok az veri kaybı ile sonuçlanmıştır. Fakat incelenen tarihler kapsamında Türkiye ekonomisinde yaşanan dalgalanmalar, gayrimenkul arzındaki düşüş ve hükümet destekli gayrimenkul politikaları gibi çeşitli etkiler gayrimenkul ilanlarının sayısındaki değişimin en temel sebeplerini oluşturmaktadır.

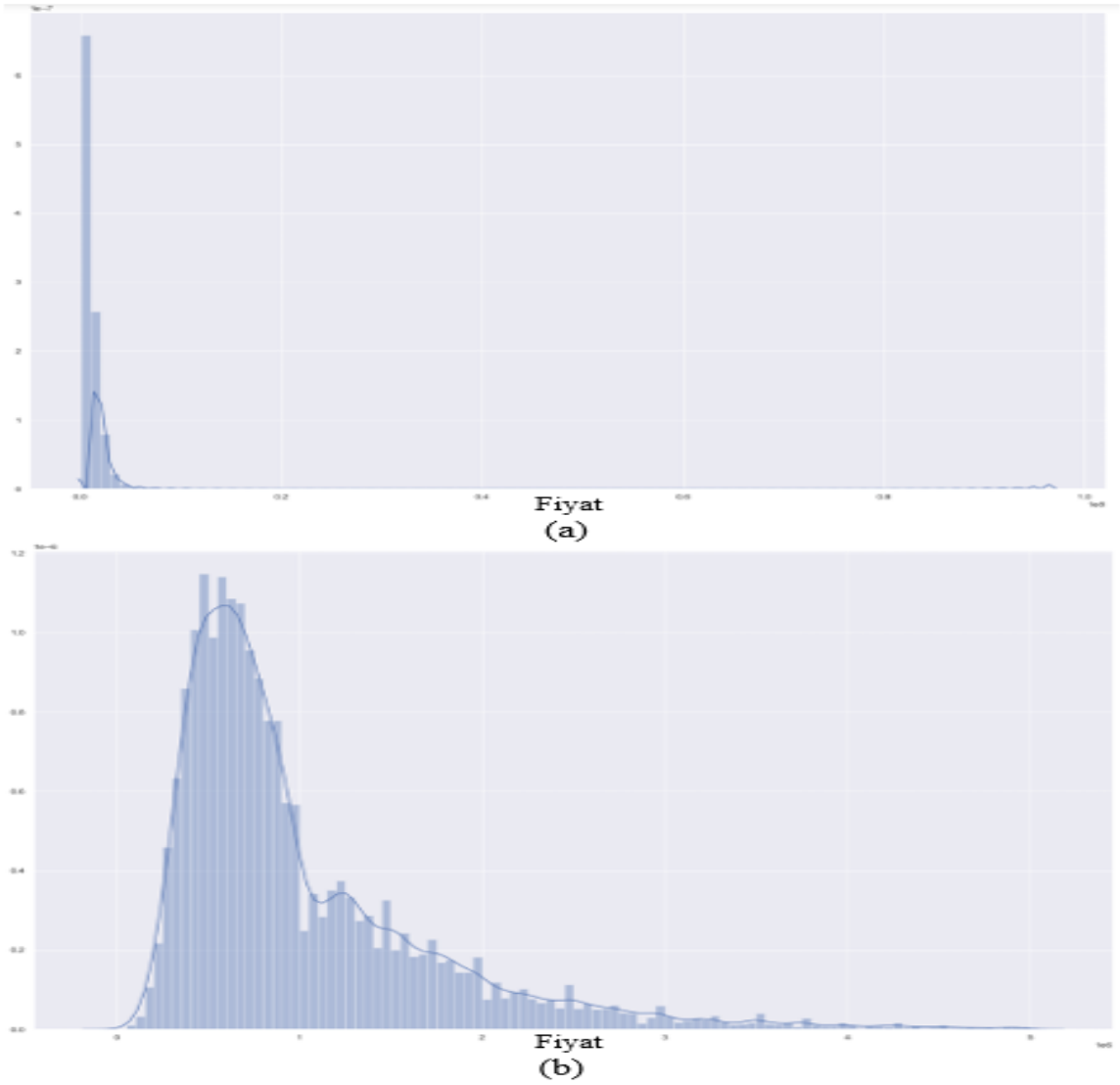
İncelenmesi gereken ilk değişken ve belki de en önemli değişken olan fiyat değişkenidir. Ayrıca fiyat değişkeni bu çalışma kapsamında kurulan modellerin bağımlı değişkeni olarak kullanılmaktadır. Şekil 3.21, çalışma kapsamında değerlendirilmeye alınan daire ve residance kayıtlarının ilçe bazında aylık ortalama fiyatları göstermektedir. Şekil 3.21'de de görülmekte olduğu üzere en yüksek ortalama daire fiyatlarına sahipler ilk üç ilçe sırasıyla Çankaya, Gölbaşı, Yenimahalle olmuştur. Ayrıca buradan da net bir şekilde anlaşılacağı üzere bu sekiz aylık periyoda gayrimenkul fiyatlarında yüksek bir artış gözlemlenmektedir. Polatlı ilçesi için Aralık 2021 tarihinde 394.634 lira olan ortalama daire fiyatları Temmuz 2022 tarihine gelindiğinde % 191 artış ile 1.148.250 liraya ulaşarak en yüksek fiyat artışının gerçekleştiği ilçe konumundadır. Bu ilçeyi % 99'luk artış ile Mamak, %98'lik artış ile Gölbaşı ve %86'lık bir artış ile Sincan ilçeleri izlemektedir. Bu açıklayıcı veri analizi, çalışma kapsamında zaman boyutunun gayrimenkul fiyatları üzerinde belirgin bir etkiye sahip olduğunu ispatlar niteliktedir. Bu nedenle hem değişken setinin oluşturulmasında hem de model geliştirme süreçlerinde bu faktör dikkate alınmaktadır.



Şekil 3.21. Tüm ilçelerin aylara göre ortalama gayrimenkul fiyatları

Gayrimenkul fiyatlarının aylık ve ilçe bazındaki kümülatif dağılımının yanı sıra istatistiki dağılımı, elde edilen veri kümesi hakkında oldukça önemli bilgiler içeren keşfedici bir veri analizi konumundadır. Bu nedenle Şekil 3.22'de daire[2] veri kümesine ait fiyat dağılımları verilmektedir. Şekil 3.22 (a)'da görülmekte olduğu üzere fiyat değişkende yüksek bir seviyede sağ çarpıklık söz konusudur. Bu durumun en temel sebebi az sayıda da olsa bazı gayrimenkul fiyatlarının ortalamadan sapmasının çok yüksek olmasıdır. Şekil 3.22 (b)'de ise bu durumun etkilerine yönelik daha net bir sonuç gösterilmektedir. Şekil 3.22 (b) sadece 479 adet gayrimenkul verisi hariç tutularak 5 milyon TL'den daha az fiyata sahip gayrimenkullerin dağılımını göstermektedir. Buradan da anlaşılacağı üzere gayrimenkul fiyat dağılımının çarpıklığı belirgin bir şekilde azalmaktır. Her ne kadar Şekil 3.22 (b), Şekil 3.22 (a)'ya göre daha az sağa çarpık olsa da ortalamadan sapma çok belirgindir. Bu şekilden çıkarılabilecek en belirgin sonuçlar, veri kümesinin açık bir şekilde aykırı değerlere sahip olduğu ve gayrimenkul fiyat verisinin doğrusal modeller göz önünde bulundurulduğunda doğrusallık varsayımı altında çeşitli dönüşümlere ihtiyacı olduğudur.

[2] Çalışmanın ilerleyen kısımlarında daire ver kümesi, yukarıda da bahsedilen daire ve residence konut türlerinin toplamını temsil etmektedir.



Şekil 3.22. Daire gayrimenkul fiyatlarının dağılımı

Keşfedici veri analizinin bu kısmına kadar nispet daha önemli olan belirli sayısal dağılımlar ve bağımlı değişkene ait genel açıklayıcı istatistikler verilmiş olsa da bağımlı değişkenin açıklanmasında kullanılan birçok bağımsız değişkende söz konusudur. Bu değişkenlere ait genel açıklayıcı istatistikler ise Çizelge 3.7'de sunulmaktadır.

Çizelge 3.7. Tüm değişkenlere ait açıklayıcı istatistikler

Değişken	Sayı	Ortalama	Stnd. Sapma	Min	%25	%50	%75	Mak
Oda Sayısı	73.458	3,1786	0,8884	1	3	3	4	9
Salon Sayısı	73.458	1,0133	0,1381	0	1	1	1	4
Brüt Metre Kare	73.458	151,62	54,483	1	120	137	170	995
Net Metre Kare	73.458	136,10	46,838	1	110	125	150	860
Bulunduğu Kat	73.458	3,4853	4,2185	0	1	2	4	31
Bina Kat Sayısı	73.458	6,8302	5,2960	1	3	4	10	29

Krediye Uygunluk Durumu	73.458	0,3004	0,4584	0	0	0	1	1
Eşya Durumu	73.458	0,0249	0,1559	0	0	0	0	1
Banyo Sayısı	73.458	1,5435	0,6351	1	1	1	2	8
Asansör var mı?	73.458	0,6793	0,4667	0	0	1	1	1
Buhar Odası var mı?	73.458	0,0676	0,2512	0	0	0	0	1
Güvenlik var mı?	73.458	0,1483	0,3554	0	0	0	0	1
Hamam var mı?	73.458	0,0703	0,2558	0	0	0	0	1
Hidrofor var mı?	73.458	0,4771	0,4994	0	0	0	1	1
Isı Yalıtımı var mı?	73.458	0,5862	0,4925	0	0	1	1	1
Jeneratör var mı?	73.458	0,2623	0,4399	0	0	0	1	1
Kablo Tv var mı?	73.458	0,5845	0,4928	0	0	1	1	1
Kamera Sistemi var mı?	73.458	0,5318	0,4989	0	0	1	1	1
Kapalı Garaj var mı?	73.458	0,2235	0,4166	0	0	0	0	1
Kapıcı var mı?	73.458	0,5335	0,4988	0	0	1	1	1
Kreş Hizmeti var mı?	73.458	0,0934	0,2911	0	0	0	0	1
Müstakil Havuz var mı?	73.458	0,0382	0,1918	0	0	0	0	1
Otopark var mı?	73.458	0,6076	0,4882	0	0	1	1	1
Oyun Parkı var mı?	73.458	0,2746	0,4463	0	0	0	1	1
Sauna var mı?	73.458	0,0823	0,2748	0	0	0	0	1
Ses Yalıtımı var mı?	73.458	0	0	0	0	0	0	0
Dış Cephe Kaplaması var mı?	73.458	0,1374	0,3443	0	0	0	0	1
Spor Alanı var mı?	73.458	0,2918	0,4546	0	0	0	1	1
Harici Su Deposu var mı?	73.458	0,4122	0,4922	0	0	0	1	1
Tenis Kortu var mı?	73.458	0,0639	0,2446	0	0	0	0	1
Uydu var mı?	73.458	0,6899	0,4625	0	0	1	1	1
Yangın Merdiveni var mı?	73.458	0,3431	0,4747	0	0	0	1	1
Açık Yüzme Havuzu var mı?	73.458	0	0	0	0	0	0	0
Kapalı Yüzme Havuzu var mı?	73.458	0,0776	0,2676	0	0	0	0	1
ADSL var mı?	73.458	0,6004	0,4898	0	0	1	1	1
Ahşap Doğrama var mı?	73.458	0,2287	0,4200	0	0	0	0	1
Akıllı Ev mi?	73.458	0,0958	0,2944	0	0	0	0	1
Hırsız Alarmı var mı?	73.458	0,1682	0,3740	0	0	0	0	1
Yangın Alarmı var mı?	73.458	0,3999	0,4898	0	0	0	1	1
Alaturka Tuvalet var mı?	73.458	0,6015	0,4895	0	0	1	1	1
Alüminyum Doğrama var mı?	73.458	0,2085	0,4062	0	0	0	0	1
Amerikan Kapı var mı?	73.458	0,4441	0,4968	0	0	0	1	1
Amerikan Mutfak var mı?	73.458	0,1298	0,3360	0	0	0	0	1
Ankastre Fırın var mı?	73.458	0,4736	0,4993	0	0	0	1	1
Barbekü var mı?	73.458	0,0576	0,2330	0	0	0	0	1
Beyaz Eşya var mı?	73.458	0,0779	0,2681	0	0	0	0	1
Boyalı / Yeni Boyalı mı?	73.458	0,6775	0,4674	0	0	1	1	1
Bulaşık Makinesi var mı?	73.458	0,0884	0,2839	0	0	0	0	1
Buzdolabı var mı?	73.458	0,0711	0,2569	0	0	0	0	1
Duvar Kâğıdı var mı?	73.458	0,4342	0,4956	0	0	0	1	1
Ebeveyn Banyosu var mı?	73.458	0,4352	0,4957	0	0	0	1	1
Duşa Kabin var mı?	73.458	0,8439	0,3629	0	1	1	1	1
Fiber İnternet Altyapısı var mı?	73.458	0,5441	0,4980	0	0	1	1	1
Fırın var mı?	73.458	0,2723	0,4451	0	0	0	1	1
Giyinme Odası var mı?	73.458	0,2203	0,4145	0	0	0	0	1
Gömme Dolap var mı?	73.458	0,3639	0,4811	0	0	0	1	1
Görüntülü Diafon Sistemi var mı?	73.458	0,5582	0,4965	0	0	1	1	1
Hilton Banyo var mı?	73.458	0,6328	0,4820	0	0	1	1	1
Intercom Sistemi var mı?	73.458	0,2039	0,4029	0	0	0	0	1
Isıcam var mı?	73.458	0,6372	0,4807	0	0	1	1	1
Jakuzi var mı?	73.458	0,0515	0,2210	0	0	0	0	1
Kartonpiyer var mı?	73.458	0,6705	0,4700	0	0	1	1	1
Kiler var mı?	73.458	0,2173	0,4124	0	0	0	0	1
Klima var mı?	73.458	0,0627	0,2424	0	0	0	0	1
Küvet var mı?	73.458	0,0723	0,2590	0	0	0	0	1
Laminant Zemin var mı?	73.458	0,6587	0,4741	0	0	1	1	1
Marley var mı?	73.458	0,0772	0,2669	0	0	0	0	1

Mobilya var mı?	73.458	0,1095	0,3123	0	0	0	0	1
Mutfak (Ankastre) var mı?	73.458	0,4961	0,4999	0	0	0	1	1
Mutfak (Laminant) var mı?	73.458	0,3412	0,4741	0	0	0	1	1
Mutfak Doğalgazı var mı?	73.458	0,5757	0,4942	0	0	1	1	1
PVC Doğrama var mı?	73.458	0,7045	0,4562	0	0	1	1	1
Panjur var mı?	73.458	0,0441	0,2055	0	0	0	0	1
Parke Zemin var mı?	73.458	0,5656	0,4956	0	0	1	1	1
Seramik Zemin var mı?	73.458	0,5667	0,4955	0	0	1	1	1
Set Üstü Ocak var mı?	73.458	0,3243	0,4681	0	0	0	1	1
Spot Aydınlatma var mı?	73.458	0,3986	0,4896	0	0	0	1	1
Teras var mı?	73.458	0,1220	0,3273	0	0	0	0	1
Termosifon var mı?	73.458	0,0719	0,2583	0	0	0	0	1
Vestiyer var mı?	73.458	0,7019	0,4574	0	0	1	1	1
WiFi var mı?	73.458	0,3933	0,4884	0	0	0	1	1
Yüz Tanıma Sistemi var mı?	73.458	0	0	0	0	0	0	0
Çamaşır Kurutma Makinası var mı?	73.458	0,0476	0,2130	0	0	0	0	1
Çamaşır Makinası var mı?	73.458	0,0649	0,2464	0	0	0	0	1
Çamaşır Odası var mı?	73.458	0,1229	0,3283	0	0	0	0	1
Çelik Kapı var mı?	73.458	0,8942	0,3074	0	1	1	1	1
Şofben var mı?	73.458	0,1170	0,3214	0	0	0	0	1
Şömine var mı?	73.458	0,0531	0,2243	0	0	0	0	1
Cephe (Doğu) var mı?	73.458	0,6073	0,4883	0	0	1	1	1
Cephe (Batı) var mı?	73.458	0,5543	0,4970	0	0	1	1	1
Cephe (Güney) var mı?	73.458	0,7357	0,4409	0	0	1	1	1
Cephe (Kuzey) var mı?	73.458	0,2506	0,4333	0	0	0	1	1
Ara Kat mı?	73.458	0,6775	0,4674	0	0	1	1	1
Ara Kat Dubleks mi?	73.458	0,0261	0,1596	0	0	0	0	1
Bahçe Dubleks mi?	73.458	0,0207	0,1426	0	0	0	0	1
Bahçe Kat mı?	73.458	0,0525	0,2231	0	0	0	0	1
Bahçeli mi?	73.458	0,0392	0,1942	0	0	0	0	1
En Üst Kat mı?	73.458	0,1679	0,3738	0	0	0	0	1
Forleks Daire mi?	73.458	0,0188	0,1361	0	0	0	0	1
Garaj/Dükkân Üstü mü?	73.458	0	0	0	0	0	0	0
Giriş Kat mı?	73.458	0,1094	0,3121	0	0	0	0	1
Kat Dubleks mi?	73.458	0,0366	0,1879	0	0	0	0	1
Müstakil Giriş var mı?	73.458	0	0	0	0	0	0	0
Ters Dubleks mi?	73.458	0,0246	0,1551	0	0	0	0	1
Tripleks mi?	73.458	0,0195	0,1384	0	0	0	0	1
Zemin Kat mı?	73.458	0,0381	0,1914	0	0	0	0	1
Çatı Dubleks mi?	73.458	0,0802	0,2716	0	0	0	0	1
Doğa Manzarası var mı?	73.458	0,3536	0,4781	0	0	0	1	1
Göl Manzarası var mı?	73.458	0,0401	0,1962	0	0	0	0	1
Havuz Manzarası var mı?	73.458	0,0350	0,1838	0	0	0	0	1
Park/Yeşil Alan Manzarası var mı?	73.458	0,5096	0,4999	0	0	1	1	1
Şehir Manzarası var mı?	73.458	0,7859	0,4101	0	1	1	1	1
Muhitte Alışveriş Merkezi var mı?	73.458	0,7929	0,4052	0	1	1	1	1
Muhitte Belediye Binası var mı?	73.458	0,5658	0,4956	0	0	1	1	1
Muhitte Cami var mı?	73.458	0,8726	0,3334	0	1	1	1	1
Muhitte Cem Evi var mı?	73.458	0,1143	0,3181	0	0	0	0	1
Muhitte Deniz var mı?	73.458	0,0329	0,1786	0	0	0	0	1
Muhitte Eczane var mı?	73.458	0,8966	0,3044	0	1	1	1	1
Muhitte Eğlence Merkezi var mı?	73.458	0,4413	0,4965	0	0	0	1	1
Muhitte Fuar var mı?	73.458	0,1585	0,3652	0	0	0	0	1
Muhitte Hastane var mı?	73.458	0,7675	0,4223	0	1	1	1	1
Muhitte Havra var mı?	73.458	0,0902	0,2865	0	0	0	0	1
Muhitte Kilise var mı?	73.458	0,0609	0,2392	0	0	0	0	1
Muhitte Lise var mı?	73.458	0,8405	0,3660	0	1	1	1	1
Muhitte Market var mı?	73.458	0,9228	0,2668	0	1	1	1	1
Muhitte Park var mı?	73.458	0,8768	0,3286	0	1	1	1	1

Muhitte Polis Merkezi var mı?	73.458	0,6762	0,4679	0	0	1	1	1
Muhitte Sağlık Ocağı var mı?	73.458	0,8922	0,3100	0	1	1	1	1
Muhitte Semt Pazarı var mı?	73.458	0,8333	0,3727	0	1	1	1	1
Muhitte Spor Salonu var mı?	73.458	0,6335	0,4818	0	0	1	1	1
Muhitte Üniversite var mı?	73.458	0,4041	0,4907	0	0	0	1	1
Muhitte İlk-Orta Okul var mı?	73.458	0,9144	0,2797	0	1	1	1	1
Muhitte İtfaiye var mı?	73.458	0,3873	0,4871	0	0	0	1	1
Muhit Şehir Merkezinde mi?	73.458	0,7797	0,4144	0	1	1	1	1
Anayola yakın mı?	73.458	0,7684	0,4218	0	1	1	1	1
Caddeye yakın mı?	73.458	0,8390	0,3674	0	1	1	1	1
Dolmuş hattına yakın mı?	73.458	0,8859	0,3179	0	1	1	1	1
Havaalanına yakın mı?	73.458	0,2107	0,4078	0	0	0	0	1
Metro yakın mı?	73.458	0,1972	0,3979	0	0	0	0	1
Minibüs Durağına yakın mı?	73.458	0,6701	0,4701	0	0	1	1	1
Otobüs Durağına yakın mı?	73.458	0,9115	0,2839	0	1	1	1	1
Teleferiğe yakın mı?	73.458	0,0536	0,2253	0	0	0	0	1
Tramvay İstasyonuna yakın mı?	73.458	0,0264	0,1603	0	0	0	0	1
Tren İstasyonuna yakın mı?	73.458	0,1424	0,3494	0	0	0	0	1
200 metre yarıçap içerisindeki otobüs durağı var mı?	73.458	0,7191	0,4494	0	0	1	1	1
500 metre yarıçap içerisindeki otobüs durağı sayısı	73.458	11,150	8,6350	0	5	9	14	67
1 km yarıçap içerisindeki otobüs durağı sayısı	73.458	39,214	28,205	0	20	32	49	152
200 metre yarıçap içerisindeki park veya yeşil var mı?	73.458	0,3166	0,4651	0	0	0	1	1
500 metre yarıçap içerisindeki park veya yeşil var mı?	73.458	0,7169	0,4504	0	0	1	1	1
1 km yarıçap içerisindeki park veya yeşil var mı?	73.458	0,8235	0,3812	0	1	1	1	1
200 metre yarıçap içerisindeki anaokulu var mı?	73.458	0,1458	0,3529	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki anaokulu var mı?	73.458	0,5212	0,4995	0	0	1	1	1
1 km yarıçap içerisindeki anaokulu var mı?	73.458	0,7968	0,4023	0	1	1	1	1
200 metre yarıçap içerisindeki ilkokul var mı?	73.458	0,1018	0,3024	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki ilkokul var mı?	73.458	0,4320	0,4953	0	0	0	1	1
1 km yarıçap içerisindeki ilkokul var mı?	73.458	0,7939	0,4044	0	1	1	1	1
200 metre yarıçap içerisindeki ortaokul var mı?	73.458	0,0736	0,2612	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki ortaokul var mı?	73.458	0,3451	0,4754	0	0	0	1	1
1 km yarıçap içerisindeki ortaokul var mı?	73.458	0,6980	0,4590	0	0	1	1	1
200 metre yarıçap içerisindeki lise var mı?	73.458	0,1130	0,3167	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki lise var mı?	73.458	0,4618	0,4985	0	0	0	1	1
1 km yarıçap içerisindeki lise var mı?	73.458	0,8111	0,3913	0	1	1	1	1
200 metre yarıçap içerisindeki otoyol var mı?	73.458	0,0611	0,2395	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki otoyol var mı?	73.458	0,2006	0,4005	0	0	0	0	1
1 km yarıçap içerisindeki otoyol var mı?	73.458	0,4188	0,4933	0	0	0	1	1
200 metre yarıçap içerisindeki göl var mı?	73.458	0,0006	0,0263	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki göl var mı?	73.458	0,0079	0,0890	0	0	0	0	1

1 km yarıçap içerisindeki göl var mı?	73.458	0,0255	0,1578	0	0	0	0	1
200 metre yarıçap içerisindeki üniversite var mı?	73.458	0,0037	0,0607	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki üniversite var mı?	73.458	0,0221	0,1472	0	0	0	0	1
1 km yarıçap içerisindeki üniversite var mı?	73.458	0,0821	0,2745	0	0	0	0	1
200 metre yarıçap içerisindeki yüksekokul var mı?	73.458	0,00006	0,0082	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki yüksekokul var mı?	73.458	0,0005	0,0233	0	0	0	0	1
1 km yarıçap içerisindeki yüksekokul var mı?	73.458	0,0033	0,0574	0	0	0	0	1
200 metre yarıçap içerisindeki hastane var mı?	73.458	0,0117	0,1076	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki hastane var mı?	73.458	0,0654	0,2472	0	0	0	0	1
1 km yarıçap içerisindeki hastane var mı?	73.458	0,2209	0,4148	0	0	0	0	1
200 metre yarıçap içerisindeki karakol var mı?	73.458	0,0136	0,1158	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki karakol var mı?	73.458	0,0805	0,2721	0	0	0	0	1
1 km metre yarıçap içerisindeki karakol var mı?	73.458	0,2595	0,4383	0	0	0	1	1
200 metre yarıçap içerisindeki metro durağı var mı?	73.458	0,0059	0,0771	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki metro durağı var mı?	73.458	0,0328	0,1783	0	0	0	0	1
1 km yarıçap içerisindeki metro durağı var mı?	73.458	0,1034	0,3045	0	0	0	0	1
200 metre yarıçap içerisindeki AVM var mı?	73.458	0,0019	0,0436	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki AVM var mı?	73.458	0,0133	0,1145	0	0	0	0	1
1 km yarıçap içerisindeki AVM var mı?	73.458	0,0577	0,2331	0	0	0	0	1
200 metre yarıçap içerisindeki tren durağı var mı?	73.458	0	0	0	0	0	0	0
500 metre yarıçap içerisindeki tren durağı var mı?	73.458	0,0280	0,1650	0	0	0	0	1
1 km yarıçap içerisindeki tren durağı var mı?	73.458	0,1032	0,3042	0	0	0	0	1
1 km yarıçap içerisindeki OSB var mı?	73.458	0,0001	0,0122	0	0	0	0	1
3 km yarıçap içerisindeki OSB var mı?	73.458	0,0011	0,0331	0	0	0	0	1
5 km yarıçap içerisindeki OSB var mı?	73.458	0,0298	0,1702	0	0	0	0	1
1 km yarıçap içerisindeki havaalanı var mı?	73.458	0,0004	0,0202	0	0	0	0	1
3 km yarıçap içerisindeki havaalanı var mı?	73.458	0,0008	0,0292	0	0	0	0	1
5 km yarıçap içerisindeki havaalanı var mı?	73.458	0,0009	0,0304	0	0	0	0	1
1 km yarıçap içerisindeki şehir otogarı var mı?	73.458	0,0017	0,0415	0	0	0	0	1
3 km yarıçap içerisindeki şehir otogarı var mı?	73.458	0,0112	0,1053	0	0	0	0	1
5 km yarıçap içerisindeki şehir otogarı var mı?	73.458	0,0601	0,2377	0	0	0	0	1
1 km yarıçap içerisindeki ceza evi var mı?	73.458	0,0013	0,0366	0	0	0	0	1
2 km yarıçap içerisindeki ceza evi var mı?	73.458	0,0080	0,0896	0	0	0	0	1

3 km yarıçap içerisindeki ceza evi var mı?	73.458	0,0227	0,1489	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki adliye var mı?	73.458	0,0142	0,1187	0	0	0	0	1
1 km yarıçap içerisindeki adliye var mı?	73.458	0,0584	0,2346	0	0	0	0	1
2 km yarıçap içerisindeki adliye var mı?	73.458	0,1850	0,3883	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki belediye binası var mı?	73.458	0,0037	0,0614	0	0	0	0	1
1 km yarıçap içerisindeki belediye binası var mı?	73.458	0,0113	0,1061	0	0	0	0	1
2 km yarıçap içerisindeki belediye binası var mı?	73.458	0,0285	0,1665	0	0	0	0	1
200 metre yarıçap içerisindeki banka var mı?	73.458	0,0864	0,2811	0	0	0	0	1
500 metre yarıçap içerisindeki banka var mı?	73.458	0,2850	0,4514	0	0	0	1	1
1 km metre yarıçap içerisindeki banka var mı?	73.458	0,6141	0,4868	0	0	1	1	1
İlçe Nüfusu	73.458	494014	306429	8155	1596	5614	682420	949265
Nüfus Yoğunluğu	73.458	14947	166363	10,28	570	1960	1990	2580222
İlçe Bazında Yaşlı Oranı	73.458	12,744	2,9942	8	11	12	13	40
İlçe Bazında Orta Yaşlı Oranı	73.458	51,694	1,2043	41	51	52	52	54
İlçe Bazında Genç Oranı	73.458	35,561	3,0051	19	35	35	39	41
İlçe Bazında Kişi Başı Gelir	73.458	4.327,2	631,42	2.673	3.807	4.078	4.711	5.549
İlçe Bazında Toplam Gayrimenkul Sayısı	73.458	330.006	129.319	10.153	25.2058	31.3200	396.208	570.783
İlçe Bazında A+ (SES) Oranı	73.458	4,0031	2,6369	2	2	3	4	10
İlçe Bazında A (SES) Oranı	73.458	18,045	2,5354	9	16	17	20	23
İlçe Bazında B (SES) Oranı	73.458	34,339	1,3394	22	34	35	35	36
İlçe Bazında C (SES) Oranı	73.458	24,239	2,2178	20	23	25	26	35
İlçe Bazında D (SES) Oranı	73.458	20,091	2,0480	16	19	21	21	29
Sıfır mı?	73.458	0,2107	0,4078	0	0	0	0	1
Yaşı 1-4 arasında mı?	73.458	0,1373	0,3442	0	0	0	0	1
Yaşı 5-10 arasında mı?	73.458	0,0816	0,2738	0	0	0	0	1
Yaşı 11-15 arasında mı?	73.458	0,0677	0,2513	0	0	0	0	1
Yaşı 16-20 arasında mı?	73.458	0,0334	0,1798	0	0	0	0	1
Yaşı 21-25 arasında mı?	73.458	0,0208	0,1429	0	0	0	0	1
Yaşı 26-30 arasında mı?	73.458	0,2204	0,4145	0	0	0	0	1
Yaşı 31 ve üzerinde mi?	73.458	0,2277	0,4193	0	0	0	0	1
Isınma Tipi Doğalgaz sobası mı?	73.458	0,0013	0,0363	0	0	0	0	1
Isınma Tipi Fancoil Ünitesi mı?	73.458	0,0001	0,0116	0	0	0	0	1
Isıtma sistemi yok mu?	73.458	0,0004	0,0205	0	0	0	0	1
Isınma Tipi Kat Kaloriferi mi?	73.458	0,0018	0,0428	0	0	0	0	1
Isınma Tipi Klima mı?	73.458	0,00009	0,0097	0	0	0	0	1
Isınma Tipi Kombi mi?	73.458	0,7270	0,4454	0	0	1	1	1
Isınma Tipi Merkezi mi?	73.458	0,0521	0,2223	0	0	0	0	1
Isınma Tipi Merkezi (Pay Ölçer) mi?	73.458	0,2020	0,4015	0	0	0	0	1
Isınma Tipi Soba mı?	73.458	0,0005	0,0227	0	0	0	0	1
Isınma Tipi Yerden Isıtma mı?	73.458	0,0144	0,1192	0	0	0	0	1
Boş mu?	73.458	0,5874	0,4923	0	0	1	1	1
Ev Sahibi mi oturuyor?	73.458	0,2411	0,4277	0	0	0	0	1
Kiracı mı oturuyor?	73.458	0,1714	0,3769	0	0	0	0	1
Emlak Ofisinden mi satılıyor?	73.458	0,9130	0,2818	0	1	1	1	1
Sahibinden mi satılıyor?	73.458	0,0639	0,2447	0	0	0	0	1
İnşaat Firması mı satılıyor?	73.458	0,0229	0,1497	0	0	0	0	1
Gayrimenkul Fiyatı	73.458	106.2423,711	1.191.854	1.330	537.000	779.000	1.299.000	97.000.000

Çizelge 3.7 incelenerek bazı değişken ve değişken değerleri hakkında yorum yapmak mümkündür. Özellikle bazı sürekli değişkenler her ne kadar sağlıklı ortalama ve standart sapma değerlerine sahip olsa da birkaç sürekli değişken için bu durum aynı olmamaktadır. Bu durumun en belirgin örneği, gayrimenkulün büyüklüğünü gösteren *"Net Metre Kare"* ve *"Brüt Metre Kare"* değişkenlerinde görülmektedir. Her iki değişkeninin maksimum değerleri sırasıyla 995 ve 869 olarak gözlemlenmektedir. Ayrıca her iki değişkene ait minimum değer ise 1 metre kare olarak bulunmuştur. Bu bulgular, bu değişkenlerin değerlerine ilişkin belirgin bir sınıra göre aykırı değerlerin hariç tutulmasına gerek olduğunu ortaya koymaktadır. Benzer durum, daha önce bahsedildiği üzere bağımlı değişken olan *"Gayrimenkul Fiyat"* değişkeninde de söz konusudur. Hem çok yüksek bir standart sapma değerine sahip olan bu değişken hem de 1.330 TL olan minimum ve 97.000.000 TL olan maksimum değerler bakımında oldukça gerçek dışı değerlere sahiptir. *"Net Metre Kare"* ve *"Brüt Metre Kare"* değişkenlerinde olduğu üzere bu değişken üzerinden de bir aykırı değer analizinin yapılması gerekmektedir. Ayrıca bu kapsamda incelenen sürekli değişkenlerin değer aralıkları arasındaki belirgin farklar, özellikle bu değişkenler kapsamında özelliklerin ölçeklendirilmesi gerekliliğini de ortaya koymaktadır.

İncelenmesi gereken bir diğer değişken türü ise ikili değişkenlerdir. 1 ve 0 değerleri ile ikili olarak sınıflandırılan bu değişkenler, varlık-yoklu veya evet-hayır durumlarını temsil etmektedir. Çizelge 3.7 üzerinde, bu değişkenlere ait istatistikler arasında yer alan ortalama değerleri, bu değişkenlerin yüzde kaç oranında 1 değeri aldığını göstermektedir. Bu istatistik neticesinde bu değişkenlere ait değer dağılımları hakkında fikir sahibi olunabilmektedir. Örneğin *"Çelik Kapı var mı"* değişkeni, 0,8942 ortalama değeri ile incelene veri setindeki dairelerin % 89,42 gibi yüksek bir oranda çelik kapının var oluğunu ortaya koymaktadır. Bu durum tam tersi bir şekilde, *"200 metre yarıçap içerisindeki yüksekokul var mı"* değişkeni, 0,00006 ortalama değeri ile incelenen veri setindeki dairelerin sadece % 0,006'sının yüksekokula 200 metreden yakın olduğunu ortaya koymaktadır. Ayrıca Çizelge 3.7, bazı ikili değişkenlerin tek bir değer ile temsil edildiğini göstermektedir. Sadece tek bir değer alan bu ikili değişkenler tahmin modelleri için herhangi bir bilgi içermemektedir. *"Ses Yalıtımı var mı?"*, *"Açık Yüzme Havuzu var mı?"*, *"Yüz Tanıma Sistemi var mı?"*, *"Garaj/Dükkân Üstü mü?"*, *"Müstakil Giriş var mı?"* ve *"200 metre yarıçap içerisindeki tren durağı var mı?"* değişkenleri sadece 0 değeri ile temsil edilmektedirler. Tek bir değere sahip olmaları sebebiyle bu değişkenler değişken seti içerisinden kaldırılması gerekmektedir.

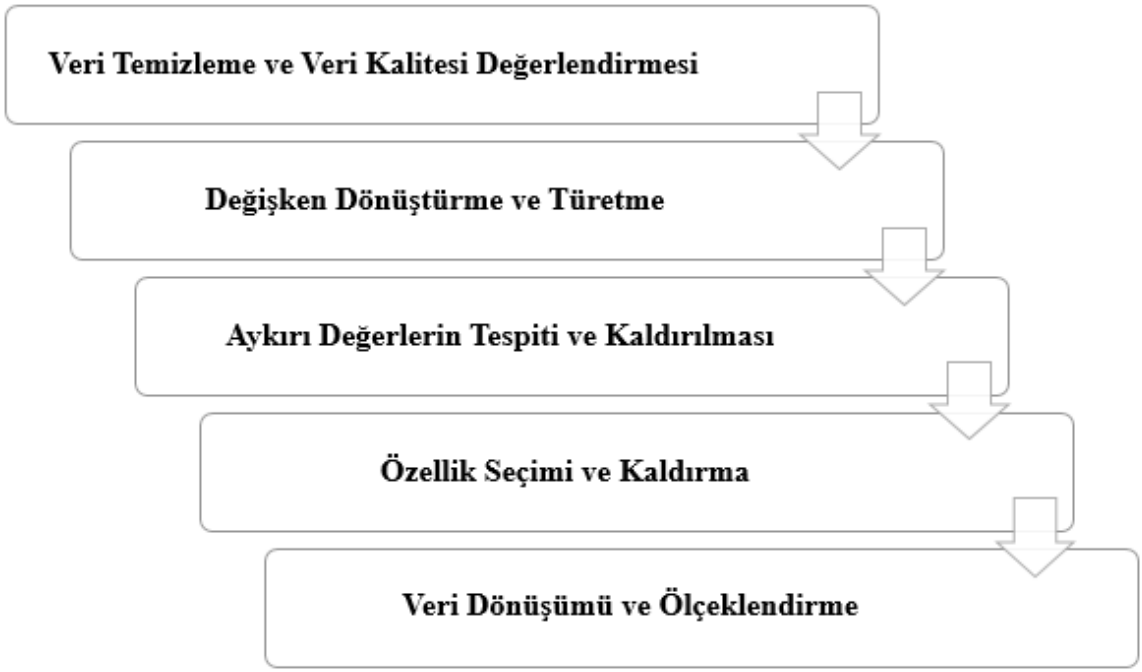
Keşfedici veri analizi kapsamında gerçekleştirilebilecek analiz veya elde edilebilecek bilgi çeşidi oldukça fazla olmakla birlikte çalışmanın ilerleyen bölümlerinde değinilecek olan veri ön işleme sürecinde de bu analizlerden yararlanılacağı için bu analizlere bu kısımda değinilmemiştir. Ayrıca keşfedici veri analizi süreci boyunca çeşitli noktalarda da bahsedildiği üzere her ne kadar birçok düzeltme yapılmış olsa da veri seti, belirgin bir şekilde bir modelleme öncesi veri hazırlama sürecine ihtiyaç duymaktadır. Bu amaçla ilerleyen bölümde, hem kayıtlar düzeyinde (aykırı değerlerin tespiti) hem de sütun düzeyinde (özellik seçimi) bir veri ön işleme süreci ardışık olarak sunulmaktadır.

3.1.2. Veri ön işleme

Uygun ve dikkatli veri hazırlama, makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanımında performans üzerinde doğrudan etken olan ve en çok zaman alan faktörlerin başında gelmektedir. Model performansı, sadece yöntemlerin performansından değil aynı zamanda veri setinin kalitesinden ve ulaşılmak istenen nihai hedefi temsil edebilme yeteneğinden etkilenmektedir. Bu çalışma kapsamında da bu duruma paralel bir şekilde veri ön işleme süreci tüm uygulama sürecinin yaklaşık yüzde seksenini oluşturmaktadır. Gayrimenkul değerleme sürecinde akıllı sistem tasarımı için alternatif bir yaklaşım sunan makine öğrenmesi uygulamalarının uygulanabilirliği yalnızca üzerinde çalışılacak uygun büyüklükte bir işlem verisi havuzu mevcut olduğunda ve bu veri seti uygun koşullarda hazırlandığında garanti edilebilmektedir. Her ne kadar veri kümesi boyutu önemli bir faktör oluştursa da bununla birlikte, eksiksizlik ve temsil edilebilirlik daha da önemlidir. Veri seti ne kadar uygun temsili örnekler içerirse, o düzeyde sağlam (Kalliola vd., 2021: 2) ve yüksek tahmin performansı sergileyen modeller oluşturulabilmektedir.

Bu çalışma içerisinde veri ön işleme süreci, verilerin elde edilmesi aşamasında başlamaktadır. Daha önce de bahsedildiği üzere uygun bir modelleme süreci için tasarlanan veri tabanı ile toplanan veriler hem veri ön işleme sürecini hızlandırmakta hem de veri kaybının önüne geçilmesini sağlanmaktadır. Böylelikle bu aşamaya kadar elde edilen veri kümesi öncül bir veri ön işleme süreci içermektedir. Bu süreç kapsamında bazı değişkenler ve tekrar eden kayıtlar veri tabanından dışa aktarılaran veri setinden kaldırılmıştır. Ayrıca hem her verinin kullanılabilmesini sağlamak hem de tam ve normal koşullarla tutarlı olan bilgileri korumak amacıyla tüm özelliklere sahip olan ve aynı anda sahip olunması mümkün

olmayan özellikleri barındıran kayıtlar veri setinden kaldırılmıştır. Tüm bu temizleme süreçleri haricinde de elde edilen konum faktörlerinden türetilmiş olan yeni değişkenlerde veri ön işleme süreci kapsamına girmektedir. Keşifesel veri analizlerinin de ortaya koyduğu üzere, bu öncül veri ön işleme süreci ile elde edilen veri kümesi, modelleme için daha uygun hale getirilmesi adına daha fazla ön işleme sürecine gerek duyulmaktadır. Bu amaçla gerçekleştirilen veri ön işleme adımları Şekil 3.23'de sunulmaktadır.



Şekil 3.23. Veri ön işleme süreci

Şekil 3.23'de sunulan akış şeması doğrultusunda veri kümesi üzerinde bu adımlar aşamalı olarak gerçekleştirilmektedir. Bu aşamalarda yapılan işlemlere ait detay bilgiler aşağıda sunulmaktadır. Ayrıca belirtilmelidir ki, veri ön işleme süreçlerinin ilk adımlarında genellikle eksik veriler ile ilgili süreçlere ihtiyaç olsa da bu çalışma kapsamında bu süreç verilerin elde edilmesi aşamasından başlayarak dikkate alındığı için herhangi bir eksik veriye sahip kayıt hali hazırda veri tabanına dâhil edilmemiştir. Bu nedenle veri ön işleme sürecinde herhangi bir eksik veri kaldırma veya tamamlama işlemine başvurulmamıştır.

Veri temizleme ve veri kalitesi değerlendirmesi

Daha öncede bahsedildiği üzere elde edilen gayrimenkul verilerine ilişkin hali hazırda belirli kayıtlar kaldırılmıştır. Fakat bazı kayıtlara ilişkin problemler olduğu görülmektedir. Bu noktada özellikle verilerin elde edilmesi sürecinde veri kümesine bilinçli olarak dâhil edilen *"Muhitte Deniz var mı?"* ve *"Tramvay İstasyonuna yakın mı?"* değişkenleri kritik önem arz etmektedir. Ankara ili kapsamında herhangi bir denize komşuluk söz konusu olmadığı gibi herhangi bir tramvay hattı da bulunmamaktadır. Bu nedenle mevcut olması mümkün olmayan bu iki değişkene ait bilgilerin elde edilmesinde en temel amaç bu değişkenlerin bir kontrol değişkeni olarak kullanılacak olmasıdır. Keşfisel veri analizi kapsamında Çizelge 3.7'de verilen açıklayıcı istatistiklerinde ortaya koydu üzere kayıtların % 2,64'ünde tramvay durağına yakınlık ile ilgi bilgi içerirken, kayıtların % 3,29'da ise muhitte deniz olduğuna yönelik bilgi mevcuttur. Bu durum gerçek dışı bir kaydın mevcudiyetini temsil etmektedir. Bu kayıtlardaki gözlemlenebilir hatalar, yanlış il kapsamında değerlendirilmeye sunulmuş kayıtlar nedeni ile olabileceği gibi gayrimenkul özelliklerine dair bilinçli veya bilinçsiz bir beyandan da kaynaklanabilmektedir. Özellikle denizin mevcudiyeti ile ilgi değişkene ait yanlış veri kayıtları dikkatle incelenmesi gereken bir durumu yansıtmaktadır. Her ne kadar tramvay istasyonunda yakınlık değişkeni de dikkate değer olsa da bu değişken tren istasyonuna yakınlık ile benzer algına bilecek olması da göz önüne alınmalıdır. Bu neden öncelikli olarak *"Muhitte Deniz var mı?"* değişkenine ait kayıtların veri kümesi üzerinden kaldırılmasına ve kalan veriler kapsamında *"Tramvay İstasyonuna yakın mı?"* değişkenine ait bilgilerin incelenmesine karar verilmiştir.

Daire veri kümesi üzerinde yapılan incelemeler neticesinde "*Muhitte Deniz var mı?"* değişkenine ait varlık durumunu temsil eden 1 değerine sahip toplamda 2.424 adet kayıt tespit edilmiştir. Bu kayıtlara dair yapılan incelemeler neticesinde özellikle mahalle ve muhit olanaklarına yönelik tüm özelliklerin ilan veren tarafından mevcut olarak kayıt edildiği tespit edilmiştir. Bu gerçek dışı bir durumu yansıtmakla birlikte ilan veren tarafından bilgilerin bilinçli olarak çarpıtılması amacıyla yapılmış olması muhtemeldir. Bu kayıtların veri kümesi üzerinden kaldırılmasının ardına toplamda 71.034 adet gayrimenkul verisi bulunmaktadır. Ayrıca bu kayıtların kaldırılmasından önce 1.941 adet olan *"Tramvay İstasyonuna yakın mı?"* değişkenine ait 1 değeri, kaldırma işlemi sonrasında 159 adette düşmüştür. Bu durum kaldırılan kayıtlarda bir hata söz konusu olduğunu destekler niteliktedir. Ayrıca kalan bu 159 kayıt incelendiğinde diğer değişkenlerle ilgili çok fazla bir çelişkinin söz konusu olmadığı tespit edilmiştir. Bu nedenle bu kayıtların sadece bu değişken özelinde bir hataya sahip olduğu tahmin edilerek bu kayıtların kaldırılmamasına karar

verilmiştir. Ayrıca daha önce bahsedildiği üzere belirli gayrimenkul sayısının altındaki ilçelere ait verilerin de daire veri seti üzerinde kaldırılması sonucunda elde edilen yeni gözlem sayısı 70.771 olmuştur.

Değişken Dönüştürme ve Türetme

Elde edilen gayrimenkul veri kümesi kapsamında bazı değişkenlerden daha fazla bilgi elde edilebilmesi ve değişkenlerin kullanılan model kapsamında daha iyi temsil edilebilmesi amacı ile değişkenler üzerinden çeşitli dönüşümlerin ve türetmelerin yapılması gerekmektedir. Bu amaç doğrultusunda çalışmanın daha önceki kısımlarında da bahsi geçen birkaç dönüşüm ve türetme işlemi olmakla birlikte daha fazla işleme ihtiyaç duyan değişkenlerden söz konusudur. Öncelikli olarak daha öncede bahsedildiği üzere tarih değişkenin gün, ay ve yıl olarak 3 farklı değişken olarak tanımlanması gerekmektedir. Özellikle verilerin toplandığı tarih aralığında meydana gelen yüksek fiyat artışları nedeniyle oluşan fiyat dalgalanmalarının yıllık, aylık ve hatta günlük bazda etkilerinin ölçülmesi amacı ile tarih değişkeninden 3 farklı değişken türetilmiştir. Ayrıca yukarıda da detaylı bir şekilde üzerinde durulan tüm konum faktörlerinden toplamda 66 adet yeni değişken türetilmiştir.

Değişken dönüştürme sürecinde ele alınması gereken diğer değişkenler ise kategorik değişkenlerdir. Kısıtlı sayıda olsa da bazı makine öğrenmesi yöntemleri kategorik değişkenler ile uyumlu olmadıkları gibi daha iyi sonuçlar üretmekte zorlanabilmektedirler. Ayrıca kategorik değişkenlerin doğrudan kullanımı, her bir sınıfına ait etkilerin daha doğru ölçülebilmesi adına güçlükler doğurabilmektedir. İşte bu nokta kategorik değişkenlerin ikili olarak temsil edilmesi karşılaşılabilecek bu problemlerin üstesinde gelebilmektedir. Bu amaçla, bu çalışmada makine öğrenmesi yaklaşımlarında sıklıkla kullanılan One Hot Encoding yönteminden yararlanılmaktadır. Özellikle çalışma kapsamında birbirinde farklı birçok yöntem kullanılması nedeniyle, tüm kategorik değişkenler One Hot Encoding yöntemi kullanarak dönüştürülmüştür. Bu, N değerli herhangi bir kategorik değişkenin toplam N ikili değişkene dönüştürüleceği anlamına gelmektedir. Böylelikle, bir değişken içerisindeki olası her kategori için bir tane olmak üzere toplamda N yeni ikili değişken oluşturlmakta ve bu yeni değişenler bir ve sıfır değerleri almaktadır. Özellikle çalışma kapsamında kullanılan basit doğrusal regresyon, lasso regresyonu ve elastik net regresyon gibi modellerinin çalışma prensipleri açısında doğru bir model geliştirmek adına One Hot Encoding kritik bir öneme sahiptir.

Bu amaçla kategorik değişkenler olan *"Gayrimenkul Tür"*, *"Bina / Gayrimenkul Yaş"*, *"Isınma Tipi"*, *"Kullanım Durumu"*, *"Kim Tarafından Satılıyor"*, *"İlçe"*, *"Yıl"* ve *"Ay"* değişkenleri One Hot Encoding kullanılarak, her bir kategori değeri, ikili değere alan yeni bir değişken olarak dönüştürülmektedir. *"Krediye Uygunluk Durumu" ve "Eşya Durumu"* değişkenleri her ne kadar kategorik değişkenler olsa da mevcut durumda hali hazırda sadece ikili değişken olmaları nedeniyle herhangi bir dönüşüme ihtiyaç duyulmamıştır. Bu dönüşümler neticesinde elde edilen yeni veri kümesinde toplamda 283 değişken sayısına ulaşılmıştır.

Ayrıca veri ön işleme süreci kapsamında gerçekleştirilmese de ileride kümeleme analizi sonucu elde edilen her bir veri seti kapsamında Polinom Açılımı ile sürekli değişkenlerden yeni değişkenler türetilmiştir. Bir özelliğin kendisiyle veya diğer değişkenler ile kombinasyonu, özellikle doğrusal olmayan ilişkilerin keşfinde oldukça bilgilendirici olabilmekte ve tahmin gücünü artırabilmektedir. Özellikle doğrusal bir model ile çalışılırken, modele polinom terimlerinin eklenmesi, modelin doğrusal olmayan şablonları tanımlamasına izin vermenin etkili bir yolu olabilmektedir (Kuhn ve Johnson, 2019:11). Bir veya birden fazla bağımsız değişkeninin kareli veya küplü versiyonları, olasılık dağılımını doğrudan etkileyebilmektedir. Bu kapsamda veri setinde mevcut olan çeşitli sürekli değişkenlerin polinomal açılımları kullanılarak kümeleme süreci kapsamında elde edilen yeni veri üzerinden model performanslarına dayalı olarak yeni değişkenler türetilmiştir. Bu durumu daha net açıklamak adına örnek olarak *"Net Metre Kare"*, *"Bulunduğu Kat"* ve *"Oda Sayısı"* ile ikinci dereceden polinom açılımı ile oluşturulan yeni değişkenlere ait işlemsel bilgiler Tablo Çizelge 3.8. ile örneklendirilmektedir. Tekrar belirtilmelidir ki bu değişken oluşturma işlemi her veri kümesi ve her model için gerçekleştirilmemiş olup sadece performans üzerine olumlu etkisi olduğu gözlemlenen veri setleri için sadece ikinci dereceden polinom açılımı ile uygulanmıştır.

Çizelge 3.8. Polinomal açılım ile değişken türetme

Değişken	**Açıklama**
Oda Sayısı^2	Oda Sayısı * Oda Sayısı
Oda Sayısı - Net Metre Kare	Oda Sayısı * Net Metre Kare
Oda Sayısı - Bulunduğu Kat	Oda Sayısı * Bulunduğu Kat

Net Metre Kare^2	Net Metre Kare * Net Metre Kare
Net Metre Kare - Bulunduğu Kat	Net Metre Kare * Bulunduğu Kat
Bulunduğu Kat^2	Bulunduğu Kat * Bulunduğu Kat
Oda Sayısı - Net Metre Kare - Bulunduğu Kat	Oda Sayısı * Net Metre Kare * Bulunduğu Kat

Aykırı Değerlerin Tespiti ve Kaldırılması

Aykırı değer, aynı veri kümesindeki diğer gözlemlerden bariz bir şekilde ayrılan ve verilerin kaynağı ve orijinalliği hakkında şüphe uyandıran gözlemlerdir (Barnett ve Lewis, 1984: 4). Aykırı değerler, çeşitli arızalar, incelenen sistemde meydana gelen davranışındaki değişiklikler, hileli davranış, insan hatası, veri kayıt hataları veya basitçe örneklemedeki doğal sapmalar nedeniyle ortaya çıkabilmektedir (Hodge ve Austin, 2004: 85). Aykırı değerler veri kalitesini doğrudan etkileyen ve dolaylı olarak da tahmin modellerinin performansı üzerinde etkiye sahip olan bu nedenle tespiti elzem olan, veri ön işleme sürecinin oldukça önemli bir adımdır. Aykırı değer tespitinin ve veri setinden çıkarılmasının en temel amacı daha iyi tahmin sonuçları üretmeye uygun hale getirmek için veri kümesinin aralığı daraltmaktır. Özellikle heterojenliğin büyük bir sorun olduğu ve performansı doğrudan etkilediği gayrimenkul fiyat tahmin modelleri için aykırı değerlerin tespiti homojen bir veri seti elde etmek için çok önemlidir. Sandbhor ve Chaphalkar (2019) görece geniş bir gayrimenkul veri seti üzerinde, çok sayıda aykırı değer tespiti yöntemi ile gerçekleştirdikleri çalışmalarında aykırı değerlerin tespit edilmesinin, sonuçlar üzerindeki çarpıcı etkisini detaylı olarak sunmuşlardır.

Aykırı değerlerin tespiti üzerine hem istatistiksel hem de denetimli veya denetimsiz öğrenme ile birçok yöntem mevcuttur. Bu nedenle bu çalışmada da özellikle gayrimenkul değerleme yazınında da sıklıkla tercih edilen çeşitli yöntemler ele alınmaktadır. Bu amaçla incelenen tüm bu aykırı değer yöntemleri, temel olarak kullanılan Lasso Regresyonu, Rastgele Orman ve K-En Yakın Komşu yöntemleri ile sınanmıştır. Bu modellerden elde edilen sonuçlar neticesinde en düşük hata oranına sahip aykırı değer tespit yöntemi nihai yöntem olarak seçilmiş ve nihai model sürecinde bu yöntem kullanılmıştır. Bu amaçla bu çalışmada ele alınan aykırı değer tespiti yöntemlerine ilişkin genel bilgiler aşağıda sunulmaktadır.

Çeyrek Açıklığı Yöntemi

Kutu grafiği veya Tukey yöntemi olarak da adlandırılan bu yöntem temelde 25. Çeyrek ve 75. Çeyreği kullanarak alt sınır ve üst sınırları belirlemeyi amaçlamaktadır. Bu amaçla aşağıda verilen Eş. 3.3, Eş. 3.4 ve Eş. 3.5'den yararlanmaktadır. Öncelikli olarak Çeyrek Aralıkların (Inter Quantile Range [IQR]) değerinin hesaplandığı bu yöntemde tipik olarak, IQR'yi 1.5 ile çarparak IQR yakınlık kuralı sınırları hesaplanmaktadır. Bununla birlikte, IQR'yi 3 ile çarparak da uç değerler tespit edilebilmektedir (Galli, 2020: 38). Böylelikle elde edilen alt sınır ve üst sınır dışında kalan değerler aykırı değerleri temsil etmektedir.

$$\textit{Üst Sınır} = \textit{75'inci çeyrek} + (\textit{IQR} * 1.5) \tag{3.3}$$

$$\textit{Alt Sınır} = \textit{25'inci çeyrek} + (\textit{IQR} * 1.5) \tag{3.4}$$

$$\textit{IQR} = \textit{75'inci çeyrek} - \textit{25'inci çeyrek} \tag{3.5}$$

Standart Sapma Yöntemi

IQR prosedürüne benzer bir şekilde standart sapma yöntemi, 2 standart sapma veya 3 standart sapma olarak tespit edilebilecek limite bağlı olarak, aykırı değerleri algılayabilmektedir. İki standart sapma aralığı özelinde alt ve üst sınırların belirlenmesinde genel olarak aşağıda verilen Eş. 3.6 ve Eş. 3.7'den yararlanılmaktadır. Böylelikle çeyrek açıklığı yönteminde olduğu gibi elde edilen alt sınır ve üst sınır dışında kalan değerler aykırı değerleri temsil etmektedir.

$$Alt\ Sınır = \bar{x} - 2 * \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}{N-1}} \tag{3.6}$$

$$Üst\ Sınır = \bar{x} + 2 * \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}{N-1}} \tag{3.7}$$

Değiştirilmiş Z Skor Yöntemi

Standart sapma yöntemine oldukça benzeyen Z-skor yöntemi, bir değerin ortalamadan kaç standart sapma uzakta olduğunu ortaya koymaktadır. Bununla birlikte, Z puanları ortalamadan çok büyük veya küçük veri değerlerine karşı çok hassastır; bu nedenle, aykırı

değerleri tespit etmenin daha sağlam bir yolu, medyan değere dayanana bir değiştirilmiş Z-skor kullanmaktır. Iglewicz ve Hoaglin (1993) göre değiştirilmiş Z-puanları -3.5'ten küçük veya 3.5'ten büyük olan gözlemler potansiyel aykırı değerler olarak belirlenmektedir. Bu amaçla değiştirilmiş Z-puan hesaplamasında aşağıda verilen Eş. 3.8 ve Eş 3.9'dan yararlanılmaktadır.

$$Z_{değiştirilmiş} = 0{,}6745 * \frac{x_i - \bar{x}}{MAD} \tag{3.8}$$

$$MAD = medyan(|x_i - medyan(x_i)|) \tag{3.9}$$

Isolation Forest Yöntemi

Yukarıda bahsedilen istatiksel aykırı değer tespitleri aksine Isolation Forest normal örneklerin profillerini çıkarmak yerine anormallikleri açıkça izole eden farklı bir model tabanlı yöntemdir. Diğer yöntemler sadece bağımlı değişken üzerine odaklanırken Isolation Forest gibi model tabanlı yöntemler hem bağımlı hem de bağımsız değişkenleri hesaba katmaktadır. Aykırı değer tespiti için, iki nicel özellikten yararlanan Isolation Forest, daha az örnekten oluşan azınlıkları ve normal örneklerden çok farklı nitelik değerlerine sahiptir örnekleri aramaktadır. Başka bir deyişle, anormallikler "az ve farklıdır", bu da onları izolasyona normal noktalara göre daha duyarlı kılmaktadır. İzolasyona yatkınlıkları nedeniyle, anomaliler ağacın köküne yakın izole edilir; normal noktalar ise ağacın derin ucunda izole edilmektedirler. Ağacın bu izolasyon özelliği, anormallikleri tespit etme bu yöntemin temelini oluşturmaktadır (Liu vd., 2008: 414). Diğer anormallik tespit algoritmalarının aksine Isolation Forest anormallikleri tespit etmek için mesafe veya yoğunluğu yerine istisnayı verilerin ve farklı karakteristiklerin tespitine odaklanmaktadır. Böylece düşük doğrusal zaman karmaşıklığı ile aykırı değerleri, normal verilerden hızlı bir şekilde ayırabilmektedir (Xu vd., 2017: 288).

Yukarıda bahsedilen tüm aykırı değer tespit yöntemleri, farklı parametreler, değişken setleri veya dönüşümler ile ayrı ayrı el alınmaktadır. Çeyrek Aralık yöntemi ile gerçekleştirilen ilk aykırı değer tespiti sürecinde bariz bir şekilde fark edilmektedir ki veri setinin sağa çarpık olmasından kaynaklı olarak aykırı değerlerin tespiti için belirlenen alt sınır negatif bir değer almaktadır. Bu durum neticesinde mevcut veri setinde aykırı değer olduğu çok belirgin olan

çok düşük fiyatlı gayrimenkul kayıtları aykırı değer olarak tespit edilememektedir. Bu nedenle hem Standart Sapma hem de Çeyrek Aralık yöntemleri hem normal veri kümesi hem de doğal logaritması alınmış bağımlı değişkene sahip veri kümesi için kullanılmıştır. Böylelikle normal dağılım sergileyen *"Fiyat"* bağımlı değişkeni ile daha uygun bir aykırı değer tespiti yapılması söz konusu olabilmektedir. Ayrıca hem normal veri seti hem de logaritmik dönüşüm gerçekleştirilen veri seti kapsamında Standart Sapma yöntemi için 2 sigma ve 3 sigma aralıkları için ayrı ayrı aykırı değer tespiti gerçekleştirilmiştir. Sadece bağımlı değişkene odaklanan tüm bu değişkenlerin aksine Isolation Forest hem bağımlı hem de bağımsız değişkenlerin değerlerini göz önünde bulundurarak aykırı değer tespiti gerçekleştirmektedir. Ayrıca Isolation Forest, aykırı değer tespit etme yoğunluğunu belirlemek amacı ile 0 ile 0.5 aralığında bir değer alan *"contamination"* parametresine sahiptir. Daha başarılı bir aykırı değer tespiti amacı ile hem 0.1 ve 0.05 *"contamination"* değerleri hem de farklı değişken setlerinin tüm kombinasyonları ile ayrı ayrı aykırı değer tespiti gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla 1. Isolation Forest için *"Fiyat"* bağımlı değişkeni yanı sıra tüm sürekli değer alan değişkenler; 2. Isolation Forest için *"Fiyat"*, *"Oda Sayısı"*, *"Net Metrekare"*, *"Banyo Sayısı"*, *"Bulunduğu Kat"* değişkenleri; 3. Isolation Forest için *"Fiyat"*, *"Oda Sayısı"*, *"Net Metrekare"* değişkenleri; 4. Isolation Forest için ise sadece *"Fiyat"* ve *"Net Metrekare"* değişkenleri kullanılarak aykırı değer tespiti gerçekleştirilmiştir. Ayrıca Isolation Forest haricinde Yerel Aykırı Değer Faktörü ve One-Class SVM gibi otomatik aykırı değere tespit yöntemleri de çalışma kapsamında sınanmış fakat diğer yöntemlerden bariz bir üstünlükleri görülmediği için ayrıca raporlanmamıştır.

Tüm bu aykırı değer tespit yöntemleri ile elde edilen 15 yeni veri kümesi içerisinde en uygun veri kümesinin seçilmesi amacı ile daha önce de bahsedildiği üzere 3 farklı makine öğrenmesi yaklaşımı ile parametre ayarlamalarıyla birlikte 10.000'den fazla modellemeler gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla kullanılan bu makine öğrenmesi yaklaşımları, her bir veri seti ile ayrı ayrı uygulanmış ve Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (Mean Absolute Percentage Error – MAPE) hesaplanmıştır. Her bir modelin her bir veri kümesi üzerinden elde etmiş olduğu MAPE değerleri ve aykırı değer tespiti sonrasında elde edilen yeni gözlem sayıları Tablo 8'de sunulmaktadır. Ayrıca tüm bu modellerin geliştirilme sürecinde en uygun parametrelerin belirlenmesi için ızgara arama sürecinden yararlanılmıştır. Ek olarak tüm bu süreç kapsamında, veri kümeleri yüzde 80:20 olacak şekilde eğitim ve test veri setine ayrılmış ve Çzielge 3.9'da da sunulan MAPE değerleri test veri seti üzerinden elde edilmiştir.

Çizelge 3.9. Aykırı değerler tespit yöntemlerin karşılaştırılması

Aykırı Değer Tespit Yöntemleri	Gözlem Sayısı	K-En Yakın Komşu	Lasso	Rastgele Orman	Ortalama
1. Isolation Forest (contamination: 0.1)	63.694	0,2245	0,2639	0,2292	0,2392
1. Isolation Forest (contamination: 0.05)	67.233	0,2333	0,2659	0,2415	0,2469
2. Isolation Forest (contamination: 0.1)	63.694	0,2243	0,2469	0,2338	0,235
2. Isolation Forest (contamination: 0.05)	67.232	0,2332	0,2646	0,2497	0,2492
3. Isolation Forest (contamination: 0.1)	63.700	0,2211	0,2134	0,2025	0,2123
3. Isolation Forest (contamination: 0.05)	67.232	0,2291	0,2332	0,2033	0,2219
4. Isolation Forest (contamination: 0.1)	63.698	0,2222	0,2157	0,2105	0,2161
4. Isolation Forest (contamination: 0.05)	67.236	0,2294	0.2303	0,2132	0,2213
Çeyrek Aralık Yöntemi (Log)	70.164	0,2378	0,2575	0,1620	0,2191
Çeyrek Aralık Yöntemi (Normal)	66.327	0,2264	0,2380	0,2596	0,2413
Standart Sapma (Log - 2 sigma)	67.834	0,2313	0,2523	0,2723	0,2519
Standart Sapma (Log - 3 sigma)	70.397	0,2392	0,2605	0,1688	0,2228
Standart Sapma (2 sigma)	**68.677**	**0,2334**	**0,2355**	**0,1597**	**0,2095**
Standart Sapma (3 sigma)	70.179	0,2367	0,2536	0,1676	0,2193
Değiştirilmiş Z Skor Yöntemi	69.456	0,2339	0,2303	0,1658	0,2133
Aykırı Değer Tespiti Gerçekleştirilmemiş Veri Seti	70.771	0,2468	0.2801	0,2037	0,2252

Çzielge 3.9'da da görülmekte olduğu üzere kullanılan her bir yöntem her bir aykırı değer tespit yöntemine karşın farkı sonuçlar ortaya koymaktadır. K-En Yakın Komşu ve Lasso yaklaşımı tüm aykırı değer tespit yöntemlerine benzer hata oranları sunmuş olsa da Rastgele Orman yöntemi, çeşitli aykırı değer tespiti yöntemler ile bariz bir şekilde daha iyi sonuçlar

ortaya koymuştur. Bu amaçla sadece bir makine öğrenmesi yöntemine ait sonuçlar değerlendirilerek bir ver kümesinin seçilmesi mümkün olmamaktadır. Hem bu amaçla hem de bu çalışmanın genel model mimarisi olarak bir topluluk öğrenmesi yaklaşımı kullanması nedeni ile her bir yöntemden el edilen sonuçların ortalama MAPE değeri veri kümesinin seçilmesi amacı ile kullanılmıştır. Ortalama MAPE değerleri incelendiğinde en düşük MAPE değerine sahip aykırı değer tespit yöntemi, her hangi bir logaritmik dönüşüm yapılmamış 2 sigma aralığına sahip Standart Sapma yöntemi olmuştur. Böylelikle % 20,95'lik bir MAPE değeri ile en yakın rakibine kıyasla % 1'lik bir hata oranı iyileştirilmesi elde edilmiştir. Ayrıca tespit edilen aykırı değerlerin kaldırılması sonrasında oluşturulan yeni veri kümesi toplamda 68.677 adet gayrimenkul kaydına sahiptir. Bu aşamadan sonra gerçekleştirilecek tüm adımlar aykırı değerlerden arındırılmış bu veri kümesi üzerinden devam etmektedir.

Özellik Seçimi ve Kaldırma

Fizik ve matematik gibi diğer birçok temel bilimlerde olduğu gibi bir olguyu doğrulayan en az değişkenle açıklama çabası makine öğrenmesi alanından da kullanılan bir yaklaşımdır. Her ne kadar daha yüksek sayıda boyutta (değişkene) sahip veri setleri teorik olarak hedef niteliğe ulaşılmasında daha fazla bilginin korunmasına izin verse de özellikle gerçek dünya verilerinde daha yüksek gürültü olasılığı nedeniyle pratik olarak nadiren faydalı olabilmektedir (Verleysen ve François, 2005: 761). Model sapmalarını engellemenin yanında özellik seçimi, aynı zamanda tahmine dayalı analitik işlevselliği sağlamak adına faydalı olmayan değişkenlerinde kaldırılmasını sağlamaktadır. Büyük veri havuzlarının çok çeşitli ve çoğaltılabilir değişkenlerinin baskın olduğu günümüzde çok sayıda ve değişen miktardaki bu değişken veri seti ile çalışmak bir zorluk olarak karşımıza çıkmaktadır. Yüksek sayıda değişkene sahip veri kümelerinin işlenmesi zaman maliyetine neden olmanın yanı sıra boyutsallıkla katlanarak artan karmaşıklıkları nedeniyle daha fazla kaynak tüketmektedir. Günümüzde yapay öğrenme alanında bu sorunu önlemek için kullanılan en temel yaklaşım, boyutsal küçültme veya özellik seçimi yapmaktır (Chanasit vd., 2021: 86939). Özellik seçimi en basit ifade ile incelenen olguyu anlamak için en önemli değişkenleri minimum fazlalıkla elde etmek için bazı seçim kriterleri aracılığıyla orijinal değişken setinden bir alt değişken kümesinin seçilme sürecidir (Pérez-Rave vd., 2019: 65).

Bu noktada bu çalışmanın hedef niteliğini temsil eden gayrimenkul fiyatı, birçok değişkenden etkilendiğinden, modelin girdi değerleri olarak gayrimenkul fiyatı için daha önemli olan anahtar değişkenleri seçmek zorlu ve gerekli bir görevdir. Bu nedenle, Banerjee ve Dutta (2017), model açıklayıcılığını en üst seviyeye çıkaracak nitelik sayısının belirlenmesinin gayrimenkul değerleme veya fiyat tahmin çalışmalarında en büyük zorluk olduğunu belirtmektedir. Gayrimenkul değerleme alanın özellik seçimi temelde iki amaç için gerçekleştirilmektedir; ilki, açıklama ve yorumlama amacıyla bağımlı değişkenle yüksek oranda ilişkili değişkenleri tanımlamak ve ikincisi, bağımlı değişkenin iyi tahmini için yeterli bir sayıda önemli değişkenler kümesi elde etmektedir (Yoo vd., 2012: 295). Bu iki temel amacın yanı sıra özellik seçimi Misra ve Yadav'ın (2020) çalışma bulguların gösterdikleri üzere aşırı öğrenme problemini de önlemede oldukça başarılı sonuçlar sunabilmektedir. Huang (2019) gayrimenkul değerleme görevinde özellikleri sezgisel olarak silmenin çok tehlikeli olabileceğini ve özellik seçiminin çok önemli bir süreç olduğu ampirik bulgular desteklemiştir. Bu sonuçları destekler nitelikte Mohd ve diğerleri (2019) veri seti içerisinde alakasız özelliklerin kullanılmasının ve bir özellik seçiminin yapılmamasının, tahmin doğruluğunu azaltabileceğini çalışmalarında göstermişlerdir. Toplamda 116 değişken içerisinden alan uzmanları ve vatandaşların görüşlerine başvurularak özellik seçimine odaklanan Yalpir ve diğerlerinin (2021) çalışması, değerleme üzerindeki etken değişkenlerin bir şehir içerisindeki alt bölgeler kapsamında dahi değiştiğine güçlü bir kanıt oluşturmakta ve özenli değişken seçiminin önemine vurgu yapmaktadır.

Öncelikli olarak belirtilmelidir ki bu kısımda yapılan özellik seçim veya özellik kaldırma süreci, aykırı değerler tespit edildikten sonra elde edilen veri kümesi üzerinde kaldırılması gereken veya bariz bir şekilde modeller için anlamlı olmayan değişkenlerin incelenmesi üzerinedir. Çalışmanın ilerleyen bölümlerinde de görülebileceği üzere mevcut tek veri seti çeşitli bölümleme kriterleriyle veya denetimiz öğrenme yöntemleri ile ayrı ayrı birçok veri kümesine dönüştürülmektedir. Buradaki en temel amaç daha homojen alt veri kümelerinin elde edilmesi olması ile birlikte oluşan her bir veri kümesi, fiyat üzerinde bir birinden daha farklı etkilerde bulunabilmektedir. Bu nedenle oluşan her bir veri kümesi üzerinde ayrı ayrı özellik seçim sürecine ihtiyaç bulunmaktadır. Tüm bunların ışığında detaylı ve model yönelimli özellik seçim aşaması uygulama bölümünde, her bir veri kümesi için tek tek gerçekleştirilmektedir. Bu amaç ile mevcut tüm veri kümeleri için aramanın her adımında birçok modelin yeniden takılmasını önleyen bir geriye doğru seçim algoritması olan Özyinelemeli Öznitelik Eleme (Recursive Feature Elimination –RFE) (Guyon vd., 2002)

kullanılmıştır. Budama tekniğini kullanan RFE, tüm özellik kümesini sıralamakta ve tahmine en az katkıda bulunan alt kısımdaki özellikleri kaldırmaktadır. İç içe özelliklerin alt kümesini bulmanın açgözlü bir yolu olarak, RFE, sarmalayıcı yöntemlere nazaran aşırı öğrenmeye karşı daha dirençlidir (Zeng vd., 2009: 1205). RFE tarafından özelliklerin önemine göre sıralanması amacı ile çeşitli tahmin modelleri kullanabilmektedir. Bu amaçla çalışma kapsamında tahmin görevlerinde kullanılan makine öğrenmesi yöntemi özellik önemi çıktısı sunabiliyor ise RFE ile özellik seçiminde de aynı yöntem kullanılmıştır. Fakat kullanılan yöntem herhangi bir özellik önemi sunmuyor ise (YSA, K-En yakın komşu, Mars, DVR) RFE ile özellik seçimi için XGBoost yönteminden yararlanılmıştır.

Bu kapsamda değerlendirilmesi gereken ilk konu hangi değişkenlerin kaldırılacağıdır. Keşifsel veri analizi bölümünde de değinildiği üzere sadece tek bir değer alan ikili (dummy) değişkenler modelleme sürecinde fiyat tahmin için herhangi bir bilgi yansıtmamaktadır. *"Ses Yalıtımı var mı?"*, *"Açık Yüzme Havuzu var mı?"*, *"Yüz Tanıma Sistemi var mı?"*, *"Garaj/Dükkân Üstü mü?"*, *"Müstakil Giriş var mı?"* ve *"200 metre yarıçap içerisindeki tren durağı var mı?"* değişkenleri sadece 0 değeri ile temsil edilmektedirler. Bu nedenle bu değişkenler, değişken kümesi içerisinden kaldırılmıştır. Ayrıca kayıtların % 1'den daha azında 1 değeri ile temsil edilen ikili değişkenler de kaldırılmıştır. Bu doğrultuda *"Isınma Tipi Soba mı?"*, *"Isınma Tipi Klima mı?"*, *"Isınma Tipi Kat Kaloriferi mi?"*, *"Isıtma sistemi yok mu?"*, *"Isınma Tipi Fancoil Ünitesi mi?"*, *"Isınma Tipi Doğalgaz sobası mı?"*, *"500 metre yarıçap içerisindeki belediye binası var mı?"*, "*2 km yarıçap içerisindeki ceza evi var mı?"*, *"1 km yarıçap içerisindeki ceza evi var mı?"*, *"1 km yarıçap içerisindeki OSB var mı?"*, *"3 km yarıçap içerisindeki OSB var mı?"*, *"1 km yarıçap içerisindeki havaalanı var mı?"*, *"3 km yarıçap içerisindeki havaalanı var mı?"*, *"200 metre yarıçap içerisindeki AVM var mı?"*, *"200 metre yarıçap içerisindeki metro durağı var mı?"*, *"1 km yarıçap içerisindeki yüksekokul var mı?"*, *"200 metre yarıçap içerisindeki yüksekokul var mı?*", *"500 metre yarıçap içerisindeki yüksekokul var mı?"*, *"200 metre yarıçap içerisindeki üniversite var mı?"*, *"200 metre yarıçap içerisindeki göl var mı?"*, *"500 metre yarıçap içerisindeki göl var mı?"*, *"1 km yarıçap içerisindeki şehir otogarı var mı?"* değişkenleri değişken seti içerisinden kaldırılmıştır.

Ayrıca değişken setinden kaldırılan bir diğer değişken ise *"İlan Numarası"* değişkenidir. Bu özellik regresyon problemi için gayrimenkule dair herhangi bir bilgi içermeyen sadece emlak sitesi tarafından kayıtların tekilleştirilmesi amacı ile kullanılan bir değişken olduğu

için tarafımızca tekil kayıtların tespitinde kullanıldıktan sonra kaldırılmıştır. "*Mahalle Numarası"* ve *"Semt Numarası"* gibi konum ile ilgili veriler ilerleyen aşamalarda sadece verilerin kategorik olarak kümelenmesinde yardımcı değişkenler olarak kullanılmış fakat regresyon görevleri sırasında nihaiyi veri kümesinden kaldırılmıştır. Benzer durum One hot encoding ile her biri ikili değişken haline getirilen *"İlçe Numarası"* değişkene ait tüm değişkenler aykırı değer tespiti sırasında tüm veri seti üzerinde yapılan analizlerde ve gene ilerleyen bölümlerde gerçekleştirilen ilçe bazında bölümlerde yardım değişken olarak kullanıldıktan sonra kaldırılmıştır. *"Enlem"* ve *"Boylam"* değişkenleri de hem yeni değişkenlerin türetilmesi hem de gayrimenkullerin kümelenmesinde kullanıldıktan sonra regresyon modellerinin kurulması aşamasında değişken kümesinden kaldırılan diğer değişkenlerdir. Tüm bunlara ek olarak ilçe bazında değerlendirmelerin yapıldığı modellerde ilçe bazında değerlere sahip olan hava kirliliği ve demografik değişkenlerde veri kümesinden kaldırılmıştır. Yukarıda bahsedilen tüm kaldırma işlemlerinden sonra elde edilen yeni değişken seti 7'si sürekli ve geri kalanı ise ikili değişken olmak üzere 233 adet bağımsız değişkenden oluşmaktadır. Tüm kaldırma süreçlerine ek olarak Şekil 3.24'de verilen korelasyon matrisinde de görülmekte olduğu üzere bazı sürekli değişkenler arasında karşılıklı bağıntı bulunmaktadır. Bu birden fazla bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerinde aynı açıklayıcı gücüne sahip olduğunu göstermektedir.



Şekil 3.24. Bağımsız sürekli değişkenler ve fiyat arasındaki korelasyon matrisi

Öngörülebileceği üzere *"Net Metrekare"* ve *"Brüt Metrekare"* arasında çok yüksek bir korelasyon bulunmakla birlikte benzer durum *"Oda Sayısı"* ile *"Net Metrekare"* ile *"Brüt Metrekare"* değişkenleri arasında da söz konusudur. Ayrıca hem beklenebileceği hem de literatürün ortaya koyduğu üzere tüm bu sürekli değişkenler *"Fiyat"* ile yüksek korelasyon katsayısına sahip olup bağımlı değişken üzerinde yüksek açıklayıcılığa sahiptir. Bu noktada göz önünde bulundurulması gereken en önemli husus, özellikle parametrik ve doğrusal modellerin çoklu doğrusallık problemine karşı duyarlı olmalarıdır. Çoklu doğrusallık, bir veri kümesindeki bağımsız değişkenlerin birbirleriyle yüksek düzeyde ilişkili olduğu bir durumu temsil etmektedir. Her ne kadar bu çalışmanın değişken seti içerisinde çoklu doğrusallığa neden olan değişken sayısı ihmal edilebilecek kadar az olsa da, bu durum model performansını doğrudan etkileye bilmektedir (Abhyankar ve Singla, 2021: 460). Bu nedenle geleneksel çoklu doğrusal regresyon yöntemi gibi modeller kapsamında çoklu doğrusallık olan değişkenlerden, bağımlı değişken ile en yüksek korelasyon katsayısına sahip değişken

ile devam edilip diğer değişken veri setinden kaldırılmıştır. Fakat yarı parametrik veya parametrik olmayan ve doğrusal olmayan makine öğrenmesi yaklaşımlarında bu kapsamda herhangi bir değişken kaldırma işlemi gerçekleştirilmemiştir. Tüm süreçler çalışmanın uygulama kısımda gerçekleştirilmiş olup ilerleyen kısımlarda bu konu ile ilgili detay bilgi sunulmamıştır.

Veri Dönüşümü ve Ölçeklendirme

Normalizasyon olarak da adlandırılan veri ölçeklendirme veri seti içerinde yer alan tüm değişkenlerin tek tip bir ölçek ile ifade edilmesi için kullanılan böylelikle her bir gözlemi benzer bir aralığa sığdıran bir ön işleme tekniğidir. Birçok tahmine dayalı makine öğrenmesi yaklaşımının performansı, verilerin ölçeğine doğrudan duyarlıdır. Bilhassa, doğrusal bir modellin katsayıları, veri setinde yer alan özelliklerin ölçeğine göre şekillenmektedir. Özellikle küçük değer aralıklarına sahip değişkenlere kıyasla daha büyük değer aralıklarına sahip değişkenler model performansı üzerinde daha baskın olma eğilimindedir. Ayrıca tek bir ölçekte sunulan değişkenler, hem daha hızlı bir şekilde ağırlık ve sapmaların istikrarlı bir yakınsamasını sağlamakta hem de performans ve eğitim süresinde iyileştirme imkân tanımaktadır (Galli, 2020: 42; Yazdani, 2021: 15). Bu amaç doğrultusunda kümeleme analizi sonrasında oluşturulan her bir homojen veri kümesi, regresyon modelleri açısında en uygun veri ölçeklendirme tekniğine göre güncellenmiştir. Ayrıca her bir veri kümesinde kullanılan her bir yöntemin performansına göre de ayrı ayrı veri ölçeklendirme tekniklerine başvurulmuştur. Çünkü uzaklık temeli K En Yakın Komşu veya YSA gibi yöntemler veri ölçekleme sürecinden net bir şekilde etkilenirken ağaç tabanlı Rastgele Orman veya XGBoost gibi yöntemler veri ölçekleme işlemine karşı duyarsız olmakla birlikte yapılan analizlerin bazılarında daha olumsuz sonuçlar ortaya koyduğu gözlemlenmiştir. Genel olarak standart normalizasyon prosedüründe değişkenler [0, 1] aralığına sığdırılırken bu metodoloji aykırı değerlere karşı sağlam bir yaklaşım sunmamaktadır. Aykırı değerlerin etkisine karşı daha duyarlı olabilen Çeyrekliklerle ölçekleme gibi teknikler Viktorovich ve diğerlerinin (2018) de ortaya koyduğu üzere daha uygun çözümler ortaya koyabilmektedir. Bu nedenle bağımsız sürekli değişkenler için tek bir veri ölçeklendirme tekniği kullanılmamış olup oluşturulan yeni veri kümeleri ve bu veri kümesi için kullanılan her bir yöntem için Standart ölçekleme, Mak-Min ölçekleme, Maksimum Mutlak ölçekleme ve Medyan ve Çeyrekliklerle ölçekleme gibi yöntemler arasından en uygun olanı, veri kümesinin ölçeklemek için kullanılmıştır. Tüm bunların yanı sıra bağımlı değişken

açısından, kullanılan model temeli olarak logaritmik, küp veya karekök veya Box-Cox dönüşümü ile model performansları iyileştirilmeye çalışılmıştır. Bu dönüşüm işlemleri, gayrimenkul fiyatı tahmin modellerinin genel performansını iyileştirmek için kullanılan standart tekniklerdir (Steurer vd., 2021: 113). Hedef değişken olan gayrimenkul fiyatının daha normal hale getirmek için kullanılan bu dönüşüm işlemleri, değişkenin daha normal dağılmasını sağlayarak çarpık bağımlı değişkeninin kullanımıyla ilişkili, model doğruluğu üzerinde doğrudan etken olan değişen varyans sorunu hafifletebilmektedir.

3.2. Metot

Son on yılda yaşanan gelişmelerle birlikte disiplinler arası doğrusal olmayan modelleme ve tahmin alanı, hızla büyümektedir. Bunun en temel nedeni, büyük ölçüde, giderek daha büyük veri kümelerinin ve çok sayıda özelliğin toplanmasına ve veri odaklı yoğun algoritmalarla veri kümelerinin analizine olanak tanıyan bilgisayar kaynaklarının ve hesaplama gücünün artan kullanılabilirliğidir (Bee-Hua, 2000: 210). Günümüz dijital dünyasında, toplumun faydasına kullanılabilecek yararlı bilgiler çok çeşitli kaynaklardan elde edilebilmektedir. Ekonomik olayların veya sosyal gözlemlerin analizinde, yenilikçi teknolojilerle birlikte, ilgili alandaki bilgilerin sistematik olarak çıkarılması, bunları karmaşık fakat kullanışlı veri formatlarına ve yapılarına dönüştürülmesi ve ardından da uygun yöntemlerle ile kullanışlı bilgilere dönüştürülmesi mümkün hale gelmektedir. Bilgisayar tabanlı sistemlerden yararlanan hemen hemen tüm alanlar, günümüzde gerçek dünya problemlerinin üstesinde gelmede ve etkin çözümler geliştirilmede, verinin bilgiye dönüştürülmesi sürecine her zamankinden daha fazla ihtiyaç duymaktadır. Endüstri 4.0'ın çok daha fazla telaffuz edildiği günümüzde, çok çeşitli birçok sektördeki birçok acil sorun, büyük veri tekniklerinden belki de en popüler olanı makine öğrenmesi teknikleri ile çözülebilmektedir. Bu amaçla günümüzde birçok çalışma alanında popülerliği artmaya devam eden yapay zekânın bir alt çalışma alanı olan makine öğrenmesi yaklaşımları bu karmaşık veri yapılarını analiz etmekte kullanılmaktadır. İşte bu noktada gayrimenkul değerleme gibi hâlihazırda bilgisayar temelli sistemlerden son yirmi yılda yararlan alanlar için makine öğrenmesi gibi güncel yaklaşımlar kritik bir önem teşkil etmektedir. Böyle bir endüstrideki veri odaklı hesaplama ve tahmin süreci, geliştiricilere mevcut verileri işleyerek, olumlu bilgi odaklı kararlar almalarına yardımcı olarak bir avantaj sağlamaktadır (Varma vd., 2018: 1938).

Makine öğrenimi, en temelde geçerli veri kümesi sağlamak anlamına gelmektedir. Makine tarafından gerçekleştirilen tüm tahminler bu veri kümesine dayanmaktadır. Genellikte makine olarak tarif edilen öğrenme algoritmaları, önceden yüklenmiş verilere dayanarak belirli bir olayın tüm sistem üzerinde ne kadar önemli olabileceğini öğrenir ve buna göre sonuçları tahmin etmeye çalışmaktadır (Varma vd., 2018: 1937). Bu kapsamda veriye dayalı olarak çalışan bu modellerin tahmin performansı yanı sıra ana avantajlarından birisi de kullanılan veri kümelerinden otomatik olarak oluşturulabilmeleri ve bu nedenle çok fazla zaman ve finansal kaynak tasarrufu sağlamasıdır (Lasota vd., 2011: 142). Makine öğrenmesinin çoğunlukla örneklem dışı tahminlere üzerinde durması ve en açıklayıcı güce sahip özellikleri ortaya çıkarmak için veriye dayalı öğrenme temeline dayanması (Vespignani, 2009: 426) onu geleneksel ekonometrik modellerden ayıran en belirgin özellikleri durumdadır (Ho vd., 2021: 52). Michalski ve Kodratoff'un (1990) da belirtiği üzere makine öğrenmesi teknikleri, *"bir kişinin verileri gözlemleyerek bir alanda uzmanlaşabilmesi gibi makinelerinde ham verilerden kendi başına deneyim kazanabileceği*" bir süreci ifade etmektedir. Özellikle hem akademide hem de özel sektörde artan ilgi ile birlikte makine öğrenimi algoritmaları, tahmin gücü açısından iyi bir üne sahiptir (Wu, 1997: 292). Tahmin gücünün yanı sıra makine öğrenimi algoritmaları, girdi ve çıktı değişkenleri ile ilgili çok az varsayım ve parametre kullanarak karmaşık matematiksel hesaplamalar ile başa çıkabilmekte, büyük ve karmaşık veriler üzerinde etkin olabilmekte ve aynı zamanda hızlı ve doğru sonuçlar ortaya koyan modeller üretebilmektedir. Çevremizdeki mevcut dünyanın yapısını anlamak ve bu çevre ile ilgili problemler söz konusu olduğunda parametrik modeller temel standart modeller olarak karşımıza çıkarken, veriye dayalı yarı parametrik veya parametrik olmayan modeller, daha genel bir tanımlama ile Makine Öğrenmesi yaklaşımları, genellikle daha düşük gözlem sayısı ile örnek dışı tahminde parametrik benzerlerinden daha iyi performans göstermektedir (Steurer vd., 2021: 99).

İnsanların hemen cevaplayamadığı sorunları verimli bir şekilde çözme yeteneği nedeniyle, makine öğrenimi modelleri, özellikle ilgili verilerin doğrusal olmadığı göz önüne alındığında, tüm paydaşlar için gayrimenkul fiyatlarını tahmin etmek için uygun alternatifler haline gelmektedir (Chou vd., 2022: 4). Son birkaç yıl içerisinde büyük veriye yönelik artan büyük ilgi nedeniyle, Yapay Zekânın bir alt alanı olarak makine öğrenimi, gayrimenkul değerleme alanında hayati ve kritik bir tahmin yaklaşımı haline gelmiştir. Artan bilgi işlem gücü ve veri kullanılabilirliğine ek olarak bilhassa önceki yıllardan gelen verilere bakılmaksızın, mevcut niteliklerine göre gayrimenkul fiyatlarını daha doğru tahmin

edebilmesi bu yaklaşımların önemini daha fazla artırmaktadır (Truong vd., 2020: 434; Clark ve Lomax, 2018: 4). Makine öğrenmesi yöntemlerinin ham verilerden ilgili bilgileri elde etme yeteneği, gayrimenkul fiyatlarını, temel gayrimenkul özelliklerini ve daha fazlasını tahmin etmeyi çok kullanışlı ve basit bir hale getirmektedir (Zulkifley vd., 2020: 46). Gayrimenkul fiyatlarının tahmin edilmesi daha fazla popülerlik kazanan makine öğrenimi yöntemlerin kullanımının bu alan özelinde çeşitli avantajları beraberinde sunmaktadır. Makine öğrenmesi yöntemleri geleneksel ekonometri modellerinin aksine normal dağılım varsayım gerektirmemektedir. Ayrıca günümüz artan bilgisayar hesaplama gücü ve hızı ile eskiden uzun ve güç olan makine öğrenmesi model parametre optimizasyonları daha az maliyetli ve zaman alıcı olabilmektedir (Ho vd., 2021: 53). Doğrusal olmayan veriler üzerinde oldukça etkili sonuçlara sunabilen makine öğrenmesi yaklaşımları, ekonometrik modellerde olduğu gibi doğrusal olmama durumu için model geliştirme aşamasında bir işlevsel forma ihtiyaç duymamaktadır.

Bu kapsamda bu çalışmada, makine öğreniminin alt alanları olan denetimli ve denetimsiz öğrenme yaklaşımlarının ikisinden de yararlanılmaktadır. Denetimli öğrenme ile gerçekleştirilecek olan regresyon modelleri için daha homojen alt pazarların keşfedilmesi amacı ile denetimsiz öğrenme yaklaşımlarından olan kümele yöntemlerinden yararlanılmaktadır. Bu amaç doğrultusunda çalışma kapsamında kullanılan tüm yöntemlerle ilgili bilgiler çalışmanın ilerleyen bölümlerinde sunulmaktadır.

3.2.1. Kümeleme modelleri

Gayrimenkullerin yapısal ve konumsal niteliklerindeki geniş çeşitlilik, sermayenin hareketsizliği, gayrimenkul arzının esnek olmaması ve tedarikçi ile alıcı davranışındaki zamana bağlı değişikliklerin tümü, gayrimenkul piyasasının çok sayıda farklı alt pazarlardan oluştuğunu göstermektedir (Goodman ve Thibodeau, 1998: 122). Bu kapsamda bir gayrimenkul alt pazarı Bourassa vd. (1999: 162) tarafından "*birbirinin makul ölçüde yakın ikamesi olan, ancak diğer alt pazarlardaki gayrimenkuller için nispeten zayıf ikame olan bir dizi gayrimenkul"* olarak tanımlanmıştır. Başka bir ifade ile bir alt pazar genellikle, her bir gayrimenkul birimi başına sabit fiyat veya gayrimenkul değişkenlerinin benzer marjinal fiyatlara sahip olduğu grup olarak nitelendirilebilmektedir (Goodman, 1978: 495). Ayrıca bir alt piyasa benzer sosyo-ekonomik yapı içindeki bireyler ve hanehalklarını kapsayan ve onlara hitap eden bir pazarı temsil etmektedir (Uğurlar ve Eceral, 2014: 138). Özellikle

belirli gayrimenkul türleri için esnek olmayan talep ve nispeten esnek olmayan arzın etkileşimi ile birlikte hetorojen olan gayrimenkul pazarındaki denge piyasası koşulları bozabilmektedir. Dolayısıyla bu durum piyasayı birbirinden bağımsız sektörler veya alt pazarlar kümesine bölebilmektedir (Bourassa ve Hoesli, 1999: 1). Ayrıca heterojen uzaysal veya zamansal etkiler, tipik olarak tarafsız ve verimli tahmin için gerekli olan gözlemlerin istatistiksel bağımsızlığına ilişkin temel varsayımı ihlal edebilmektedir (Huang vd., 2009: 380).

Heterejen bir gayrimenkul piyasasının alt pazarlara bölümlemesi, gayrimenkul fiyatları üzerinde etken olan mekânsal heterojenliğini yansıtması, gayrimenkul fiyatlarının tahmin doğruluğunu geliştirmesi ve gayrimenkul piyasalarındaki dinamik değişiklikleri göstermesi nedeniyle hem kavramsal hem de ampirik düzeyde önemlidir (Wu vd., 2018: 1). Eckert (1990), alt kümelerin daha düşük bir varyansla karakterize edildiği varsayımına dayanarak, gayrimenkul alt piyasaları için oluşturulan modellerin, genel piyasa düzeyinde hesaplananlardan daha fazla açıklayıcı güç (ve tahmin doğruluğu) sağlaması gerektiğini öne sürmüştür. Watkins (2001), Eckert'i (1990) destekler nitelikte gayrimenkul piyasasının tek bir heterojen pazardan ziyade bir dizi farklı fakat birbiriyle ilişkili daha homejen alt pazarlar olarak daha iyi analiz edilebileceği fikrini ortaya koymuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme uygulamalarında, alt pazarların keşfinin veya bölümlemesinin, hedonik fiyat tahminini kullanmak için önemli bir gereklilik (Acciani vd., 2008: 5) olduğu da unutulmamalıdır. Çeşitli çalışmalarında ortaya koyduğu üzere gayrimenkul alt pazar bölümleri, gayrimenkul fiyat tahmin modellerinin doğruluğunu önemli ölçüde artırabilmekte ve böylece daha doğru bir fiyat tahmini sağlayabilmektedir. Ayrıca, alt pazar bölümlemesi, farklı gayrimenkul özelliklerinin değişen rolleri hakkında faydalı bilgilerde sağlamada da faydalı olmaktadır (Wu ve Sharma, 2012: 746). Bu nedenle gayrimenkul piyasasının sağlıklı ve tutarlı bir analizi için daha homojen pazarlar elde edilebilmesi amacıyla bu alt pazarların tespit edilmesi gerekmektedir. Bununla birlikte bu kavramsal araştırmalara ek olarak, önceki ampirik araştırma sonuçları, daha iyi bir tahmin doğruluğuna sahip olmak için gayrimenkul alt pazarının dikkate alınması gerektiğine dair kanıtlar sunmaktadır (Depari, 2021: 234). Tahminler ya her bir alt pazar için ayrı ayrı ya da alt pazarlar için kukla değişkenler gibi mekansal göstergeler eklenerek ve tüm pazar için fiyat tahminleri gerçekleştirilerek küresel olarak gerçekleştirilebilmektedir (Tchuente ve Nyawa, 2021: 572).

Geleneksel olarak, alt pazarlar ya önceden var olan coğrafi veya politik sınırlar, sosyo-ekonomik veya çevresel özellikleri ile tanımlanmış mekânsal ya da gayrimenkulün fiziksel özelliklerini barından yapısal değişkenler özelinde tanımlanmaktadır. Ayrıca mekânsal bağımlılığı nedeniyle, araştırmacılar sezgisel olarak gayrimenkul tipine, gayrimenkul değer aralıklarına veya bulunduğu yerel bölgelere göre gayrimenkul verilerini sezgisel olarak da bölebilir ve her bölümü ayrı ayrı modelleyebilmektedir. Bu kapsam da gayrimenkul alt pazarlarının belirlenmesinde genellikle yerel yönetimler tarafından belirlenen mahalleler, semtler veya ilçeler (Yılmazel vd., 2018; Üçdoruk, 2001; Ozus vd., 2007; Gao vd., 2022; Baldominos vd., 2018; Bergadano vd., 2021; Pai ve Wang, 2020; Bourassa ve Hoesli, 1999; Masías vd. 2016; Del Cacho, 2010; Uğurlar vd., 2018; Tabales vd., 2013) gibi idari sınırlar, toplu nüfus sayımı blokları (Goodman ve Thibodeau, 2007), posta kodları (Jones vd., 2005) yada benzer gayrimenkul özelliklerine (Talaga vd.,2019) göre sınıflandırma, çalışmalarda yaygın olarak kullanılsa da bilhassa konutlaşmanın çok dar alanlarda gerçekleştiği Türkiye özelinde, idari bir sınırın en küçük birimi olarak düşünülebilecek mahallelerde dahi gayrimenkuller aynı alt pazarı temsil etmeyebilmektir. Bu tür sınıflandırma veya kümeleme genellikle gayrimenkul fiyat tahmin problemiyle pekiyi sonuç vermemekte, kesinlik ve nesnellik açısından nispeten yetersiz kalabilmektedir. (Wu vd., 2018: 1; Gao vd., 2022: 7). Bu mekânsal bölünmeler bütünleşik bir yapı içermesine rağmen, bu tür siyasi yargı alanları her zaman değişen sosyo-ekonomik kalıpları ve tüketici gayrimenkul tercihlerini yansıtmamaktadır. Bu nedenle, doğası gereği genellikle statik olan mekansal önsel sınıflandırmalar, gayrimenkul alt piyasalarının dinamiklerini yakalayamamaktadır (Wu ve Sharma, 2012: 747). Ayrıca incelenen örneklem içerisinde yer alan gayrimenkullerin birbirine yakın olması durumunda, politik sınırların kullanılması sorunludur, çünkü aynı sokakta yer alan fakat sokağın karşısında, aralarında bir sokak olduğu için farklı bir mahalleye ait olarak değerlendirilebilecek gayrimenkuller yer alabilmektedir. Ek olarak akıllı bir sistem geliştirilecekse, sürekli yeniden kalibrasyona ihtiyaç duymadan heterojen bir alanı modelleyebilmeli (Jenkins vd., 1999: 75) veya homojen grupları manuel bir çabaya ihtiyaç duymadan tespit edebilmelidir.

Önsel veya sezgisel alt pazar bölümlemelerinden farklı olarak, veriye dayalı alt pazar bölümleme veya sınıflandırma metodolojileri, istatistik temeli veri analizlerine dayanmaktadır. Ayrıca veriye dayalı alt pazar sınıflandırma metodolojileri, aynı anda çok sayıda gayrimenkulün yapısal, konum ve demografik özelliği ile gayrimenkul alt piyasalarının zamansal dinamiklerini hesaba katabilmekte ve daha objektif olma

eğilimindedir (Wu ve Sharma, 2012: 747). Bu noktada, veri setinin homojen gruplara ayrılması amacıyla çalışmalarında Zurada ve diğerleri (2001), Wu ve Sharma (2012) kullandığı üzere K-ortalama, Bourassa ve diğerleri (2007), Wu ve diğerleri (2018) PCA, Wu ve diğerleri (2018) DBSCAN, Lewis ve diğerleri (1997) Kendini Düzenleyen Haritalar veya başka bir ifade ile Kohonen Ağları (SOM) gibi kümeleme metodolojileri kullanmışlardır. Gayrimenkul değerleme alanında homojen alt gayrimenkul pazarların belirlenmesinin kritik öneme sahip olduğu göz önüne alındığında bu amaç ile denetimsiz öğrenme alanındaki kümeleme analizleri, önemli bir araç olarak karşımıza çıkmaktadır.

Bu nedenle bu çalışma kapsamında gayrimenkul fiyat tahmin modellemelerine geçilmeden önce en uygun pazar bölümlerinin belirlemek için denetimsiz öğrenmenin bir alt alanı olan veriye dayalı gayrimenkul alt pazarlarının belirlenmesine imkân sağlayan çeşitli kümeleme yöntemleri kullanılmıştır. Kümeleme modelleri ile alt pazarların belirlenmesi, mekansal heterojenlik sorununu çözebileceği gibi hem mekansal yakınlığı hem de nitelik benzerliğini dikkate alarak alt pazarların tanımlanmasını sağlayabilmektedir. Ayrıca Wu ve Sharma'nın (2012) da belirtiği üzere aynı anda konum ve yapısal özellikleri bir araya getiren alt pazar sınıflandırma literatüründe önemli bir boşluk olması daha iyi gayrimenkul fiyat tahminleri elde edilmesi noktasın bu alanı detaylı araştırmak için daha dikkat çekici kılmaktadır.

Tüm bu bilgiler ışığında, günlük hayata insanların dünyayı analiz etmesinde ve tanımlamasında önemli bir rol oynayan, sınıflar veya ortak özellikleri paylaşan kavramsal olarak anlamlı nesne grupları (Tan vd., 2005: 487) başka bir ifade ile kümeler, makine öğrenmesi alanında da ortak özelliklere sahip gözlemleri anlamamızı sağlamaktadır. Küme analizi, bireysel veri nesnelerinden bu veri nesnelerinin bulunduğu kümelere bir soyutlama sağlamaktadır. Ayrıca elde edilen kümeler bu çalışmada da olduğu üzere, bir dizi veri analizi veya veri işleme tekniği için temel olarak kullanılabilmektedir (Tan vd., 2005: 489) . Bu amaçla kümeleme analizi, aynı küme içinde birbirine benzeyen ve diğer kümelerdeki veri nesneleri ile benzemeyen veri nesnelerini, bir dizi benzer sınıflarına ayırma işlemdir (Han vd., 2011: 283). Kümeler içerisindeki benzerlik veya homojenliğin yüksek olması ve kümeler arasındaki farkın büyük olması kümeleme analizini başarılı kılan ve en temel amacını oluşturan iki temel unsurdur. Bu amaç doğrultusunda Bourassa ve Hoesli (1999) küme analizini, bir kümedeki gözlemlerin birbirine benzer, ancak diğer kümelerdeki gözlemlerden farklı olması için, önsel sınıflandırmalardan ziyade verilere dayalı olarak gözlemleri gruplara tahsis etmek için bir prosedürü olarak tanımlamaktadır. Bu çerçevede

bu çalışma kapsamında kullanılan kümeleme yaklaşımları aşağıda detaylı bir şekilde açıklanmaktadır.

K-Ortalama

İlk defa MacQueen (1967) tarafından tanıtılan k-ortalama, her hangi bir sınıf veya hedef değişkenine sahip olmayan veri setlerinin kümelenmesinde kullanılan en popüler denetimsiz öğrenme yöntemidir. Ulaşılmak istenen her bir kümenin, küme elemanları ile hesaplanan küme merkezleri ile temsil edildiği K-ortalama algoritması, bölümlü veya hiyerarşik olmayan bir kümeleme yöntemidir (Jain ve Dubes, 1988: 57, Han vd., 2011: 403). K-Ortalama, ayırma temsilcileri her kümenin ortalamasına karşılık gelmekle birlikte bu ayırma temsilcileri orijinal gözlemlerden oluşmamakla birlikte, orijinal gözlemlerin bir işlevi konumundadır (Aggarwal, 2014: 6). K-ortalama algoritmasının ana fikri, kümeler arasındaki değişkenliği en aza indiren ve kümeler arasındaki değişkenliği en üst düzeye çıkaran nesnelerin tespit etmektir (Bielecka ve Całka, 2014: 3). Algoritma temelde bir hata fonksiyonunu minimize etmeyi amaçlamaktadır. K-ortalama algoritması, belirli bir ilk k adet küme için, veriler belirlenen bu ilk kümelere atamakta ve daha sonra hata fonksiyonu dramatik bir biçimde değişmeyene veya en son elde edilen kümelerin üyeliği artık değişmeyene kadar kümelerin üyeliğini hata fonksiyonuna göre yinelemeli olarak değiştirmektedir. D, n örneği olan bir veri kümesi olsun ve $C_1, C_2, \ldots, C_k$, D'nin k adet kümesi olduğu varsayılır ise hata fonksiyonu Eş. 3.10'deki gibi tanımlanmaktadır (Gan vd., 2007: 161-163).

$$E = \sum_{i=1}^{k} \sum_{x \in C_i} d\big(x, \mu(C_i)\big) \tag{3.10}$$

$$d_{euc}(\mathrm{x}, \mathrm{y}) = \left[\sum_{j=1}^{d} \big(x_j - y_j\big)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \tag{3.11}$$

Eş. 1'de $\mu(Ci)$, Ci kümesinin ağırlık merkezini temsil etmektedir. $d(x, \mu(Ci))$, x ve $\mu(Ci)$ arasındaki mesafeyi belirmektedir. Mesafe ölçüsü olarak farklı yaklaşımlar kullanılabilse de bu çalışma Eş 3.11'de d boyutlu uzayda iki veri noktası x ve y için temsil edilen Öklid uzaklık ölçüsü kullanılmıştır.

Çizelge 3.10. Geleneksel K-Ortalama Algoritması

Geleneksel k-ortalama algoritması
Tanımlamalar: D, Veri seti; k, Küme Sayısı; d, mesafe; C_i, i. Kümedir.
1. Başlatma Aşaması
Adım 1. *D veri setinin* $(C_1, C_2, \ldots, C_k)$ kümeye ayrılması
2. Yineleme Aşaması
Adım 2. **Tekrar**
Adım 3. d_{ij} = *i* gözlemi ile *j* kümesi arasındaki uzaklığın hesaplanması
Adım 4. $n_i = \arg\min_{1 \le j \le j} d_{ij}$
Adım 5. *i* gözleminin n_i kümesine atama
Adım 6. Yeni gözlemin atandığı kümenin ortalamasının yeniden hesaplanması
Adım 7. **Kadar:** tam bir döngüde küme üyeliklerinde her hangi bir değişiklik olmayana kadar
Adım 8. Sonuç

Çizelge 3.10'da sunulan algoritmada da görülmekte olduğu üzere *k*-ortalama algoritması iki aşamadan meydana gelmektedir. Başlatma aşamasında, algoritma gözlemleri rastgele olarak $C_1, C_2, \ldots, C_k$ kümeleri arasında dağıtmaktadır. Yineleme aşamasında ise her gözlem ile her küme arasındaki mesafe hesaplanmakta ve gözlem en yakın kümeye atanmaktadır. Bu süreç aşamalı olarak, küme üyeliklerinde herhangi bir değişiklik olmayana kadar tekrarlı olarak sürdürülmektedir.

Yığınsal Hiyerarşik Kümeleme

Hiyerarşik kümeleme yöntemleri veri nesnelerini tek bir kümeye gruplayarak çalışmaktadır. Hiyerarşik kümeleme yöntemleri, kümeleme esnasında gerçekleştirilen hiyerarşik ayrışmanın aşağıdan yukarıya (birleştirme) veya yukarıdan aşağıya (bölme) bir şekilde oluşturulup oluşturulmadığına bağlı olarak, yığınsal veya bölümsel olarak sınıflandırılabilmektedir (Han vd., 2011: 408). Yığınsal hiyerarşik kümelemede en başta gözlemlerin her biri bireysel kümeler olarak tanımlanır ve her bir adımda en yakın küme çifti birleştirilerek nihai tek kümeye ulaşılmaktadır. Yığınsal hiyerarşik kümeleme, kümeler arasındaki farklı uzaklık ölçülerine göre, tek bağlantı yöntemleri, tam bağlantı yöntemleri,

grup ortalaması yöntemi veya Ward gibi çeşitli alt bölümlere ayrılabilmektedirler. Bu çalışma kapsamında Ward metodundan yararlanılmıştır. İlk defa Ward Jr (1963) tarafından geliştirilmeye başlanan Ward metodu, her bir küme birleşimi arasındaki bilgi kaybını minimize etmeye amaçlayan bir yöntemdir. Genellikle bilgi kaybı, karelerin hata toplamı kriteri cinsinden ölçülmekle ve her bir küme içerisindeki varyans minimize edilmekle birlikte bu nedenle Ward metoduna aynı zamanda "minimum varyans" yöntemi de denmektedir (Gan vd., 2007:132). Ayrıca hiyerarşik yöntemler içerisinde Ward, yüksek sayıda gözlemler ile çalışabilen bir yöntemdir. Ward yığınsal hiyerarşik kümelemede, iki küme arasındaki mesafe, iki küme birleştirildiğinde karesel hataların (SSE) toplamındaki artış olarak tanımlanmaktadır. Belirli bir küme C_i için SSE, Eş. 3'de tanımlanmaktadır (Zaki vd., 2014: 409).

$$SSE_i = \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2 \tag{3.12}$$

$$\delta(C_i, C_j) = \Delta SSE_{ij} = SSE_{ij} - SSE_i - SSE_j \tag{3.13}$$

Eş. 3.12'de x, C_i kümesine ait gözlemi temsil ederken, μ_i, C_i kümesinin ortalamasıdır. Ward metodunun ölçüsü, C_i ve C_j'yi C_{ij} olarak birleştirildiğinde Eş. 3.13'de de verilen ΔSSE_{ij} değerindeki net değişiklik olarak C_i ve C_j iki kümesi arasındaki mesafeyi tanımlamaktadır. Bu birleştirme işleminde elde edilen net değişiklik değeri, tüm süreç boyunca minimize edilmeye çalışılmakta ve minimum ΔSSE_{ij} değerine göre küme birleştirmeleri gerçekleştirilmektedir.

BIRCH

Zhang ve diğerleri (1996) tarafında geliştirilen BIRCH (Balanced Iterative Reducing and Clustering using Hierarchies) algoritması, *k*-ortalama kümeleme yönteminin yukarıdan aşağıya (bölme) hiyerarşik olarak çalışan bir genellemesi konumundadır (Aggarwal, 2015: 212). BIRCH, Öklid vektör uzaylarındaki ortalamaların anlamlı olduğu veriler için oldukça etkili bir kümeleme tekniğidir (Tan vd., 2005: 633). BIRCH, hiyerarşik kümelemenin (ilk mikro kümeleme aşamasında) ve yinelemeli bölümleme (daha sonraki makro kümeleme aşamasında) gibi diğer kümeleme yöntemlerinin entegrasyonu yoluyla büyük miktarda sayısal veriyi kümelemek için tasarlanmıştır (Han vd., 2011: 412). BIRCH, aykırı değerler

ile başarılı bir şekilde başa çıkabilmenin ve bu faktörü dikkate alan ilk kümeleme yaklaşımı olmanın yanı sıra büyük miktarda sayısal veriyi tek geçişle verimli bir şekilde kümeleyebilmektedir (Zhang vd., 1996: 103; Tan vd., 2005: 633). Bu yöntem ile yığınsal kümeleme yöntemlerinin karşılaştığı ölçeklenebilirlik ve önceki adımda yapılan küme atamalarının geri alınamaması gibi iki problemin üstesinden gelinebilmektedir. BIRCH, verilerin tek bir taramasıyla tipik olarak iyi bir kümeleme yapabilmekte ve birkaç ek taramayla kaliteyi daha da iyileştirebilmektedir (Zhang vd., 1996: 103). BIRCH algoritmasında, her kümenin bilgisini özetlemek için bir kümeleme özelliği (CF) vektörü kullanılmaktadır. *d*-boyutlu bir veri kümesinin *C* kümesi verildiğinde, *C* için CF vektörü Eş. 3.14, Eş. 3.15 ve Eş. 3.16'da gösterildiği şekilde tanımlanır (Gan vd., 2007: 144).

$$CF(C) = (|C|, S_1, S_2) \tag{3.14}$$

$$S_1 = \sum_{x \in C} \mathrm{x} = \left(\sum_{x \in C} x_1 , \sum_{x \in C} x_2, \dots , \sum_{x \in C} x_d \right) \tag{3.15}$$

$$S_2 = \sum_{x \in C} \mathrm{x}^2 = \left(\sum_{x \in C} {x_1}^2 , \sum_{x \in C} {x_2}^2, \dots , \sum_{x \in C} {x_d}^2 \right) \tag{3.16}$$

Eş. 3.14'de $|C|$, *C*'deki gözlemlerin sayısıdır. S_1 ve S_2 gözlemlere ait d-boyutlu vektörleri temsil etmektedir. Eş. 3.15 ve Eş. 3.16'da x_j $(1 \leq j \leq d)$, x 'in j'inci değişkendeki değerini temsil etmektedir.

Algoritma tarafından ilk aşamada, yeni veri nesneleri eklendikçe dinamik olarak bir CF ağacı geliştirilmektedir. CF ağacının üç parametre ile oluşturulmaktadır: dallanma faktörü *B*, yaprak faktörü *L* ve eşik *T*. Her yaprak olmayan düğüm, $[CF_i, child_i]$ biçiminde en fazla *B* alt düğümünü içermektedir, her yaprak düğümü $[CF_i]$ biçiminde en fazla L girişi içerir ve bir yaprak düğümdeki her girişin çapı *T*'den küçük olmaktadır. Aykırı değerler veya gürültü, yaprak düğümlerindeki her girişin yoğunluğu dikkate alınarak belirlenmektedir. Başka bir ifade ile yaprak düğümlerinin düşük yoğunluklu girişleri aykırı değerler olarak kabul edilmektedir. Sürecin belirli noktalarında, aykırı değerler taranarak, ağacın boyutunun büyümesine neden olmadan yeniden hesaplamalar gerçekleştirilmektedir. CF ağacı tamamlandıktan sonra, CF vektörleri tarafından temsil edilen düğümlere bir yığınsal hiyerarşik kümeleme uygulanmaktadır. Ardından yığınsal hiyerarşik kümeleme sonucunda elde edilen her küme için bir küme merkezleri hesaplanmaktadır. Nihai olarak, veri kümesi

içerisindeki her bir veri noktasının hesaplanan en yakın küme merkezlerine yeniden dağıtılmasıyla bir dizi yeni küme oluşturulmaktadır (Gan vd., 2007: 144).

Gauss Karışım Modeli

Model tabanlı kümeleme yöntemleri, kümelenmek istenen veri kümesi ile bazı matematiksel modeller arasındaki uyumu optimize etmeye çalışmaktadır. Bu tür yöntemler verilerin temeldeki olasılık dağılımlarının bir karışımı tarafından üretildiği varsayımından yola çıkmaktadırlar (Han vd., 2011: 429). Model tabanlı kümeleme, verilerin birkaç farklı alt popülasyona sahip bir kaynaktan geldiğini varsaymaktadır. Kümeleme sürecinde her bir alt popülasyon ayrı ayrı modellenir ve genel popülasyon bu alt popülasyonların bir karışımı ile oluşturulmaktadır (Maugis vd., 2009: 704). Gauss karışım modeli de bir model tabanlı kümeleme yöntemi olup, tüm veri noktalarının belirsiz parametrelere sahip sonlu sayıda Gauss dağılımının bir karışımından üretildiğini varsayan olasılıksal bir modeldir. Gauss karışım modelleri, kümeleme analizine güçlü bir yaklaşım sağlamakta (Banfield ve Raftery, 1993: 804) ve ayrıca güçlü kümeleme kriterlerini anlamak ve önermek için faydalı olabilmektedir (Gan vd., 2007: 230).

Temel Bileşen Analizi

En yaygın kullanılan boyut azaltma tekniği (Abdi ve Williams, 2010: 434) olarak Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis [PCA]) veya faktör analizi, veri kümesi kapsamında değişkenler tarafından ortaya konan bilginin önemli bir miktarının korunarak, orijinal değişkenlerin daha az sayıda doğrusal kombinasyonunun (temel bileşenler veya faktörler) türetildiği bir denetimsiz öğrenme prosedürdür. Bu yöntem, en olası varyansı yakalayan temel bileşenler (PC'ler) olarak bilinen öngörücülerin doğrusal kombinasyonlarını bulmaya çalışmaktadır. İlk PC, verilerdeki maksimum varyansı açıklayan orijinal değişkenlerin doğrusal birleşiminin kombinasyonu olarak tanımlanır. Daha sonra, sonraki PC'ler, bu lineer kombinasyonlar, önceki tüm PC'lerle ilişkisizken kalan en fazla değişkenliği yakalayacak şekilde türetilmektedir. Bu sürece örnek olarak ikinci bileşen, birinciye dik olan ve birinci bileşen tarafından açıklanmayan varyansın maksimum oranını açıklayan orijinal değişkenlerin doğrusal birleşiminin kombinasyonudur (Bourassa ve Hoesli, 1999: 5). Bu süreç tüm bileşenler için tekrarlı olarak sürdürülmektedir.

Matematiksel olarak, j'inci PC Eş. 8'de sunulduğu gibi yazılabilmektedir (Kuhn ve Johnson, 2013: 35).

$$PC_j = \left(a_{j1} * Tahminci\ 1\right) + \left(a_{j2} * Tahminci\ 2\right) + \cdots + \left(a_{jP} * Tahminci\ P\right) \quad (3.17)$$

Eş 3.17'de P, tahmin edicilerin sayısı iken, $a_{j1}, a_{j2}, \ldots, a_{jP}$ katsayıları bileşen ağırlıkları olarak adlandırmaktadır ve her bir PC için hangi tahmincilerin en önemli olduğunu belirlemede kullanılmaktadır.

PCA ile boyut indirgeme, kümeleme analizinde, potansiyel çoklu bağlantı sorunları olan bireysel değişkenler yerine, bileşenlerin her biri için ilişkisiz faktör puanlarının kullanılmasına izin vermesi nedeni ile araştırmacılar tarafından tercih edilmektedir (Bourassa ve Hoesli, 1999: 7). Bu nedenle bu çalışma kapsamında da kümeleme analizleri gerçekleştirilirken çeşitli PC sayıları ile PCA uygulanmış ve bu elde edilen yeni temel bileşenler üzerinden kümeleme analizleri gerçekleştirilmiştir.

3.2.2. Regresyon modelleri

Gayrimenkul değerleme alanında kullanılan regresyon modellerinin genel çerçevesini temsil eden hedonik fiyat teorisine ilişkin ilgili ilk çalışmalar, Haas'ın (1922) öncülüğünde Lancaster (1966) ve Muellbauer (1974) tarafından yapmıştır. Bu çerçeve hedonik fiyat teorisine ilişkin ilk kapsamlı ve detaylı inceleme ise Rosen'in (1974) çalışmasına dayanmaktadır. Hedonik yaklaşım, bir özelliğin değerinin, söz konusu özelliğin çeşitli niteliklerinin ağırlıklı bir toplamı olarak önceden tanımlanmış bir biçimde verildiği çoklu regresyon modelleri temeline dayanmaktadır (Rosen, 1974: 36). Yazgan ve diğerlerinin (2017) belirtiği üzere hedonik fiyat, bir ürünün özelliklerinin fiyat üzerindeki etkisi yani *"özelliklerin fiyatı"* olarak en basit şekli ile tanımlanabilmektedir. Rosen'in (1974) ilk çabalarından bu yana hedonik fiyat teorisi, özellikle regresyon analizleri yardımı ile bir gayrimenkulün piyasa fiyatını, her gayrimenkulün barındırdığı temel özelliklerin seviyesinin bir fonksiyonu olarak tanımlamak için tutarlı bir temel sağlamıştır (Yoo vd., 2012: 294). Tüm bu çalışmalarla birlikte hedonik fiyat teorisi, gayrimenkul değerleme alanında ad valorem değerlendirme sürecinde uygulanan, yaygın olarak kabul gören, ortodoks bir teknik olmuştur (McCluskey vd., 2012: 277). Hedonik fiyat teorisi temelli analiz, gayrimenkul

değerlemesinde yer alan heterojenliği ele almak için zaman içerisinde gelişen ve birçok araştırmacı tarafından yaygın olarak kullanılan bir yaklaşım haline gelmiştir. Gayrimenkul değerlerinin tümü gibi konut, hedonik fiyat modelleri çerçevesine tam olarak uyan bir mal türünü temsil etmektedir. Çünkü her konut benzersiz bir malı temsil etmektedir. (Torres-Pruñonosa vd., 2021: 1).

Hedonik fiyat teorisi, özellikle bireysel özellikleri veya değişkenleri, tam bir gözlemlenebilir piyasa fiyatına sahip olmayan gayrimenkul birimleri gibi farklılaştırılmış malların analizi için bir çerçeve sunmaktadır (Selim, 2009: 2844; Janssen vd., 2001: 344). Hedonik modeller, bir gayrimenkulün fiyatını, örtük bir fiyata sahip olan içsel ve dışsal bazı özellikleri yansıttığını varsaymaktadır (Alexandridis vd., 2019: 1771). Bu varsayım doğrultusunda hedonik model, bir ürünün özellikleriyle fiyatı arasında ilişki kurarak ek bir özelliğin veya bu özelliğe ait değişken değerin, ürünün fiyatı üzerindeki etkisinin belirlenmesinde regresyon yöntemlerinden faydalanmaktadır. Böylelikle bir gayrimenkulün özellikleri ile gayrimenkulün fiyatı arasında bağlantı kurularak, her bir ilave gayrimenkul niteliğinin gayrimenkulün fiyatı üzerindeki etkisi araştırılabilmektedir (Selim ve Demirbilek, 2009: 76). Gayrimenkul niteliklerinin fiyatlarına ilişkin doğrudan bir gözlem yapılması mümkün olmasa da hangi özelliklerin satın alındığına veya fiyatlandığına dair kesin olmayan çıkarımlar yapmak söz konusudur (Sheppard, 1999: 1) Bu kapsamdan da anlaşabileceği gibi hedonik kavramı ile doğrudan herhangi bir regresyon analizine aktarılabilmektedir. Bir gayrimenkulün özellikleri bağımsız değişkenlere atıfta bulunurken, bağımsız değişkenler olarak çeşitli fiziksel, konum ve çevresel özellikler kullanılabilmektedir. (Yıldırım, 2019: 390; Knaap, 1998: 271; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021: 2). Böylelikle gayrimenkul gibi farklılaştırılmış bir ürünün piyasa fiyatı, sahip olduğu özellikler setine bağlı olarak bir özellik vektörü olarak temsil edilebilmektedir (Pagourtzi, vd., 2003: 384). Regresyon analizi, karşılıklı sebep-sonuç ilişkisi bulunan bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki bağlantının çeşitli varsayımlar altında matematiksel modelini oluşturmakta ve oluşturulan bu model vasıtasıyla tahmin yapılmasına imkân tanımaktadır (İlhan ve Semih, 2020: 176). Bu kapsamda bir bağımlı değişken ile bir veya daha fazla bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi analiz etmek (Zhang ve O'Donnell: 2020: 123) ve böylelikle bağımlı değişkeni tahmin etmek için kullanılan yöntemler topluluğunu ifade eden regresyon analizi yöntemleri gayrimenkul değerlemede sıklıkla kullanılmaktadır.

Bu kapsamda çalışmanın ilerleyen bölümlerinde, çalışma dâhilinde kullanılan, gayrimenkul değerleme alanın uzun yıllar hem akademik araştırmalarda hem de alan uygulamalarında tercih edilen doğrusal regresyon modelleri ile birlikte daha güncel regresyon temelli makine öğrenmesi algoritmaları ve yaklaşımları detaylı olarak sunulmaktadır.

Çoklu Doğrusal Regresyon

Doğrusal regresyon en basiti ifade ile bir girdi vektörü x'in doğrusal bir fonksiyonu olarak f tahmin fonksiyonunu geliştirmeyi amaçlamaktadır. Bu fonksiyon genellikle, tahmin edilmek istenen değerler ile eldeki mevcut gözlemler arasındaki kare farklarının toplamının minimize edildiği en küçük kareler yaklaşımıyla gerçekleştirilebilmektedir (Sangani vd., 2017: 531). Doğrusal regresyon modeli uygulamada basit olsa da, uygun model ayarlamaları ile incelenen konunun temel yapısı hakkında yararlı bilgiler keşfedebilmektedir. Bir gayrimenkul fiyat tahmini $\hat{p}$'nin, gayrimenkul özellikleri x'in doğrusal bir birleşimi olarak düşünülen doğrusal regresyon modelinde bağımlı değişken olan fiyat Eş. 3.18'de verilen formül ile hesaplanmaktadır.

$$\hat{p}(x) = w^T x + w_o \tag{3.18}$$

Eş. 3.18'de w_o, kesişimi, w^T ise her bir özelliğe ait katsayı vektörünü temsil etmektedir. Cebirsel bu tanımın yanı sıra istatiksel olarak *n* sayıda tahmin edici (x_1, x_2,..., x_n) mevcutsa, bağımlı değişken $\hat{y}$ için genel denklem Eş. 3.19'da sunulmaktadır.

$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_n x_n \tag{3.19}$$

Eş. 3.19'da β_0, eğrinin ekseni kestiği konum yani regresyon sabitini, $\beta_1, \ldots, \beta_n$ ise regresyon katsayılarını temsil etmektedir. Regresyon sabiti ve regresyon katsayıları, *n* gözleme ait $\hat{y}$ tahmin ve y gerçek değerleri için Eş. 3.20'da sunulan kareler toplamı hata fonksiyonunun minimize edilmesiyle bulunmaktadır.

$$\frac{1}{2}\sum_n \|\hat{y}_n - y_n\|^2 \tag{3.20}$$

Çoklu doğrusal regresyon analizi gayrimenkul değerleme alanında akademik araştırmalarda en sık kullanılan yöntemlerden biri olmakla birlikte gayrimenkul değerleme uygulamalarında da alan uzmanları tarafından kullanılmaktadır. Çoklu doğrusal regresyon analizinin basit yapısı, kullanımı ve yorumlanmasının kolay olması, kararlı değişken seçim yaklaşımları sağlaması, modifikasyonun ve güncellenmesinin rahatlıkla yapılabilmesi ve elde edilen çıkarımın anlaşılabilir olması (Alexandridis vd., 2019: 1774), onu gayrimenkul değerleme alanında uzun yılardır kullanılan bir araç haline getirmektedir. Ayrıca modelin yapısının rahat uygulanabilir olması ve bunula birlikte hesaplama kolaylığı sağlaması onu cazip ve ektili kılan diğer unsur arasındadır. Bununla beraber bağımsız değişkenlerin seçimi, hedonik denklemin fonksiyonel formunun seçimi, süreksizlik ve belirsizlik arasındaki aykırı değerler, mekansal ve diğer türden bağımlılıklar ve piyasa bölümlemesi gibi temel model varsayımları ve tahminleriyle ilgili potansiyel problemler literatürde çoklu doğrusal regresyon temelli hedonik model adına genel endişe kaynaklarının nedenlerindendir (Fan vd., 2006; Malpezzi, 2003; Sheppard, 1999; Kauko, 2003: 160).

Yapay Sinir Ağları

Gayrimenkul değerleme ve fiyat tahmin araştırmalarında sıklıkla çoklu doğrusal regresyon analizine alternatif olarak kullanılan Yapay Sinir Ağları (YSA) araştırmacılar tarafından bu alanda çoklu doğrusal regresyon analizinden sonra en sık tercih edilen yöntemlerin başında gelmektedir (Tay ve Ho, 1992; Do ve Grudnitski, 1992; Do ve Grudnitski, 1993; Rossini, 1999; McGreal vd., 1998; Amabile ve Rosato, 1998; Nguyen ve Cripps, 2001; Wong vd., 2002; Limsombunchao vd., 2004; Mora-Esperanza, 2004; Pagourtzi vd., 2007; Selim, 2008; Lam vd., 2008; Peterson ve Flanagan, 2009; Hamzaoui ve Perez,2011; Pi-ying, 2011; Landajo vd., 2012; McCluskey vd., 2012; Tabales vd., 2013; Yalpir vd., 2014; Ecer, 2014; Chiarazzo vd., 2014; Feng ve Jones, 2015; Demirel vd., 2016; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Hayrullahoğlu vd., 2017; Yazgan vd., 2017; Abidoye ve Chan, 2017b; Mukhlishin vd., 2017; Yılmazel vd., 2018; Baldominos vd., 2018; Phan, 2018; Rahman vd., 2019; Yeşil vd., 2019; Ulvi ve Özkan, 2019; Štubňová vd., 2020; Mankad, 2021; Rampini ve Cecconi, 2021; Tchuente ve Nyawa, 2021; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Kalliola vd., 2021; Abhyankar ve Singla, 2021; Sa'at vd., 2021; Terregrossa ve Ibadi, 2021; Steurer vd., 2021; Yazdani, 2021; Chou vd., 2022). Bu çalışmalarında ortaya koyduğu üzere YSA'lar, özellikle gayrimenkul değerleme ve toplu değerleme görevlerinde yaygın olarak uygulanan çoklu regresyon

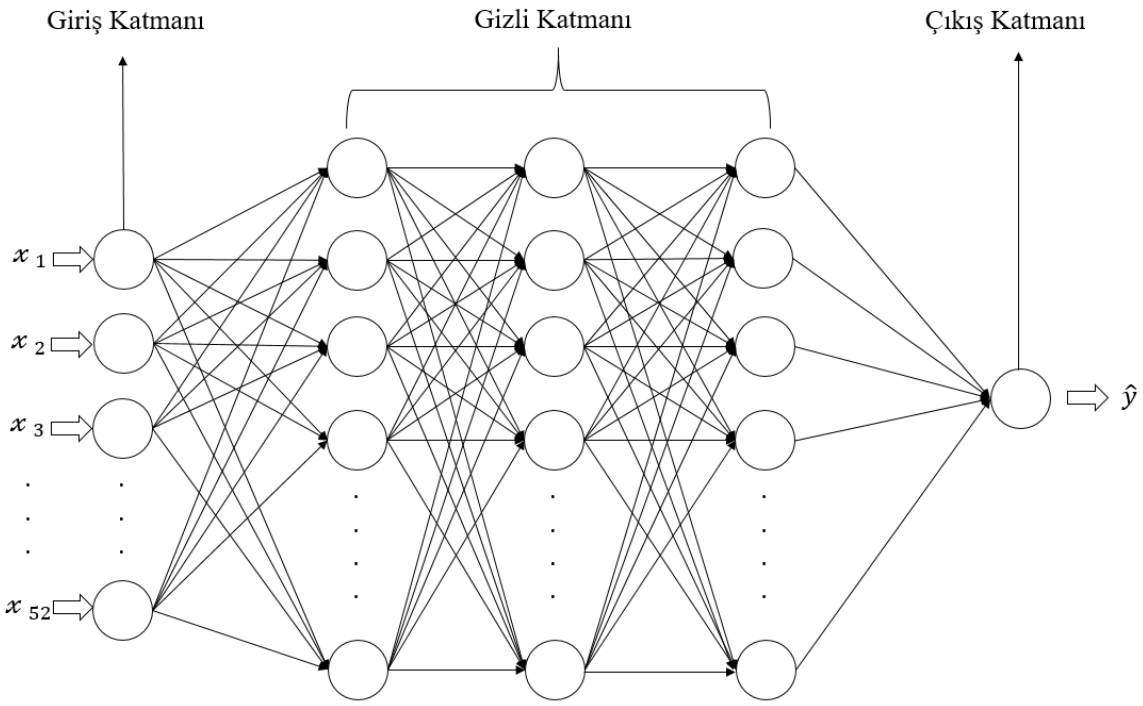
yöntemleri için alternatif olabilecek yöntemlerden birini temsil etmektedir (Rossini vd., 2002: 2; Yakubovskyi vd., 2017: 13).

Yapay sinir ağları, özellikle insan beyninin yeteneklerini modellemesi nedeniyle günümüzde önemli bir karar verme aracı olarak çok çeşitli uygulamalarda sıklıkla kullanılmaktadır (Kumar, 2005: 424). YSA'lar öğrenme sürecini karmaşık istatistiksel ve matematiksel prosedürler ile yürüten ve yeni, zarif ve son derece değerli bir matematiksel veri analizi araçları sınıfını temsil etmektedir (White, 1989: 426). YSA, yinelemeli parametre ayarlamasıyla çalışan büyük ölçüde dağıtılmış paralel işleme ile bir tahmine dayalı modelleme sistemi sınıfıdır. (González vd., 2002; Jaen, 2002: 314). Geliştirilen ağ mimarisinin yapısına göre derin öğrenme olarak da adlandırılan YSA'lar, ağın boyutu ve kullanılan nöronlar haricinde herhangi bir parametrenin ayarlanmasını gerektirmeyen, çeşitli katmanlar ile eğitilebilir modüllerden oluşan bir boru hattı ile karakterize edilmektedir (LeCun vd., 2015: 437). YSA, temelde insan beynine benzer geniş nöron ağına ile birbirine bağlı bir düğüm grubundan meydana gelmektedir (Vineeth vd., 2018: 429). Böyle bir ağ modeli, esnek doğrusal olmayan regresyon problemlerin çözmede oldukça başarılı olabilmektedir. Başka bir ifade ile "parametrik olmayan regresyon" görevlerinde de uygulanabilmektedir. YSA, kolayca uygulanarak ve temel ilişkilerdeki (parametreler dahil) doğrusallık dışı durumunu verimli bir şekilde modelleyerek, geleneksel en küçük kareler yöntemlerine pratik bir alternatif sağlamaktadır (Peterson ve Flanagan, 2009: 153).

YSA'lar, en temelde, deneyimlerden öğrenme amacı ile sağlanan verilere dayalı olarak birimler (nöronlar) arasındaki bağlantıların gücünü veya ağırlığını ayarlamak için bir kurala sahip, yoğun şekilde birbirine bağlı yapay nöron ağlarından oluşmaktadır (McGreal vd., 1998: 58). Nöronlar birlikte, ağın dışından girdi olarak gelen sayısal bir sinyali, giriş ve çıkış katmanları arasında bir bağlantı kurulacak şekilde işlemektedir ve nöronlar arasındaki bu bağlantılar ise *"ağın zekâsı"* olarak adlandırılmaktadır (Kauko, 2003: 165). YSA modelleri, doğrusal modellerde olduğu gibi girdi ve çıktı değerleri üzerinden işlem yapmaktadırlar (Selim, 2009: 2847). Çıktı verileri bağımlı değişken değerini temsil ederken, girdi verileri bağımsız değişkenlerin değerlerine karşılık gelmektedir. Model eğitim sürecinde ağ, birçok ara bağlantı ağırlığını değiştirerek gerçek çıktı ile beklenen çıktı arasındaki hata değerini minimize etmeye çalışmaktadır. Böylelikle yeterli eğitim verisi ve uygun tasarım sağlandığı sürece bir YSA, verilen girdi verilerine yönelik yüksek doğrulukta çıktı üretebilmektedir (Lu ve Lu, 1992: 22). Bu neticede bir YSA'nın en temel amacı, çıktı olarak sunulan değer ile

gerçek veriler arasındaki hatayı en aza indiren açıklayıcı değişkenler için her bir nöron arasındaki ağırlık setini bulmaktır (Worzala vd., 1995: 191).

Yapay sinir ağları çalışmalarında çeşitli sinir ağı mimarileri kullanılsa da gayrimenkul fiyatı gibi değişken veri seti içerisinde sürekli değişkenlerinde sıklıkla kullanıldı tahmin problemlerinde, bu çalışmada da kullanıldığı üzere çok katmanlı algılayıcıların bir türü olan ileri beslemeli geri yayılımlı ağlar araştırmacılar tarafında yaygın olarak kullanılmaktadır (Hecht-Nielsen, 1992; Kauko, 2003; Lam vd., 2008; Lam vd., 2008; Renigier-Biłozor ve Wiśniewski, 2012; McCluskey vd., 2012; Soni ve Sadiq, 2015; Feng ve Jones, 2015; Yılmazel vd., 2018; Yeşil vd., 2019; Torres-Pruñonosa vd., 2021). Bu modeller, giriş katmanı, gizli katmanlar ve çıktı katmanı olmak üzere temel üç bileşenden oluşmaktadır. Bu katmanların her biri çeşitli sayıda nöron içermekte ve Şekil 1'de de görselleştirildiği üzere bu nöronlar bitişik katmandaki nöronlar ile bağlantı içerisindedir. Giriş katmanı girdi değişken sayısı kadar nöron içerirken çıktı katmanı eğer tek bir bağımlı değişken üzerinde işlem gerçekleştiriliyor ise tek bir nörona sahip olmaktadır. Gizli katman ise birden fazla katmana sahip olabilmekte birlikte her bir katmandaki nöron sayısı kurulacak olan model itibari ile farklılık gösterebilmektedir. Gizli katman ağırlıklı toplama işlevleri ve dönüştürme işlevi olarak iki fonksiyonu yerine getirmektedirler. Bu işlevlerin her ikisi de girdi verilerinden gelen değerleri çıktı ölçüleriyle ilişkilendirmek (Selim, 2009: 2845) amacı ile kullanılmaktadır.



Şekil 3.25. Yapay Sinir Ağları ağ mimarisi

Şekil 3.25'de sunulan ağ mimarisi üzerinde ağın eğitim aşaması genelleştirilmiş delta kuralı kapsamında ileri doğru (çıktının hesaplanması) ve geriye doğru (hesaplanan çıktıya göre bağlantı ağırlıklarının güncellenmesi) hesaplama olarak iki aşamandan oluşmaktadır. İleri doğru hesaplama aşamasının ilk adımı girdi değişkenleri ait, $G_1, \dots, G_k$ değerlerinin girdi katmanındaki N_k^i nöronuna atanmasıdır. Bu aşamada herhangi bir işlem gerçekleştirilmeden her bir girdi değişkenine ait değer ilgili nörona atanmaktadır. Girdi katmandan gizli katmana geçilirken her bir nörona gelen girdi değeri Eş. 3.21'de sunulan formül ile hesaplanmaktadır.

$$NET_j^a = \sum_{k=1}^{n} W_{kj} N_k^i \tag{3.21}$$

Eş. 3.21'de W_{kj}, k. giriş katmanı nöronu ile j. gizli katman nöronu arasındaki bağlantı ağırlığını temsil etmektedir. Böylelikle j. gizli katman nöronuna ait net girdi değeri ağın başlangıç aşamasında rasgele olarak belirlenen W_{kj} ağırlık değerleri ile N_k^i giriş katmanı nöron değerlerinin çarpılması ile elde edilmektedir. Tek bir gizli katmandan oluşan bir ağ mimarisi göz önüne alındığında, bu aşamadan sonra gizli katman nöronlarının çıktı değerlerin hesaplanması gerekmektedir. Bu amaçla j. gizli katman nöronuna ait çıktı değeri

elde edilen NET_j^a değerine aktivasyon fonksiyonu uygulanması ile hesaplanmaktadır. Bu çerçevede NET_j^a değerine sigmoid aktivasyon fonksiyonu uygulanmasına yönelik formül Eş. 3.22 sunulmaktadır.

$$N_j^a = \frac{1}{1 + e^{-(NET_j^a + \beta_j^a)}} \tag{3.22}$$

Eş. 3.22'de β_j^a gizli katmanda buluna j. nörona ait eşik değer elemanın ağırlığını temsil etmektedir. Böylelikle j. çıktı katmanı nörona ait N_j değerleri hesaplanarak ileri doğru hesaplama aşaması tamamlanmaktadır.

İleri doğru hesaplama aşamasının ardına geriye doğru hesaplama süreci gerçekleştirilmektedir. Geri doğru hesaplama sürecinin ilk aşaması ağın ileri doğru hesaplama süreci sonucunda ortaya koyduğu çıktı değeri N_m ile beklenen çıktı B_m değerinin karşılaştırılması olmaktadır. Böylelikle m. nörona ait hata değeri Eş. 3.23'de de sunulduğu gibi hesaplanabilmektedir. Eş 3.23 ile her bir nörona ait hesaplanmaktadır. Çıktı katmanı için oluşan hata toplamlarını bulmak için Eş 3.24'de sunulan formül uygulanmaktadır.

$$E_m = B_m - N_m \tag{3.23}$$

$$TE = \frac{1}{2}\sum_m E_m^2 \tag{3.24}$$

Eş. 3.24'de görülmekte olduğu üzere bazı E_m değerlerinin negatif olabilmesi nedeni ile hataların kareleri hesaplanarak daha sonrasında toplam hata toplamın karekökü alınmaktadır. Toplam hata TE, hesaplandıktan sonra bu değerin minimize edilmesi amacı ile bağlantı ağırlıklarının minimize edilmesi gerekmektedir. Bu amaç ile çıktı katmanındaki m. nöron ile gizli katmandaki j. nöron arasındaki bağlantı ağırlığının değişim miktarı Eş. 3.25'de sunulan formül ile hesaplanmaktadır.

$$\Delta W_{jm}^a(t) = \lambda \delta_m N_j^a + \alpha W_{jm}^a(t-1) \tag{3.25}$$

Eş. 3.25'de λ, ağırlıkların değişim miktarını temsil eden öğrenme katsayını, α ise yerel bir optimum noktaya takılmayı önleyen momentum katsayısını temsil etmektedir. δ_m ise $m.$ çıktı nöronun hatasını temsil etmektedir. Ağırlıklara ait değişim miktarı Eş 3.25'de sunulduğu gibi hesaplandıktan sonra ağırlıkların t. iterasyondaki değerleri Eş. 3.26'da sunulduğu gibi hesaplanmaktadır.

$$W_{jm}^{a}(t) = W_{jm}^{a}(t-1) + \Delta W_{jm}^{a}(t) \tag{3.26}$$

Ağırlık güncellemesindeki adımların her biri aynı zamanda β eşik değeri içinde benzer şekilde gerçekleştirilmektedir. Tüm bu güncellemeler sonucunda bir iterasyon için ağın ağırlıkları değiştirilmiş olmaktadır. Bu işlemler tamamı ağın öğrenme süreci tamamlanana kadar *t* adet iterasyon ile tekrarlı olarak yinelenerek ağın öğrenme süreci tamamlanmaktadır.

Rastgele Orman

Rasgele Orman (Random Forest [RF]) yönteminin gayrimenkul değerlemede kullanılması nispeten yeni olsa da özellikle Antipov ve Pokryshevskaya,'nın (2012) gerçekleştirdikleri çalışma ile birlikte yöntemin gayrimenkul fiyat tahmin etme görevinde oldukça başarılı olması, Rasgele orman yöntemini bu alanda kullanılan yaygın yöntemlerden birisi haline getirmiştir. Temelde ağaç yaklaşımına dayanan Rastgele Orman, bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki doğrusal veya doğrusal olmayan ilişkiyi analiz etmekte ve bağımlı değişkeni tahmin etmede en önemli bağımsız değişkenleri tanımlama yeteneği nedeni ile geleneksel regresyon yöntemlerinin tamamlayıcısı (Fan vd., 2006: 2303) olarak gayrimenkul fiyatı tahmin çalışmalarında kullanılmıştır. Rastgele Orman, önceki çalışmaların da gösterdiği üzere (Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; Truong vd., 2020; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Mohd vd., 2019; Dimopoulos ve Bakas, 2019; Aydemir vd., 2020; Hong vd., 2020 ; Yilmazer ve Kocaman, 2020; Hong vd., 2020; Masias vd., 2016; Sawant vd., 2018; Čeh vd., 2018; Lee vd., 2018; Borde vd., 2017; Nejad vd., 2017; Dimopoulos vd., 2018; Jui vd., 2020; Antipov ve Pokryshevskaya, 2012) gayrimenkul fiyat tahmini oluşturmada doğrulanmış güçlü bir araç konumundadır. Rastgele Orman yönteminde, veri seti üzerinde kullanılan değişkenlerin hiyerarşik yapısı keşfedilerek bir model oluşturulmaktadır ve böylelikle her bir değişkenin gayrimenkul fiyatı üzerindeki etkisinin koşullara göre değişmesine olanak tanınmaktadır (Hong vd., 2020: 146).

Sınıflandırma ve regresyon için topluluk öğrenmesi yaklaşımını kullanan, denetimli bir öğrenme algoritması olan Rasgele Orman, temelde bir karar ağacı makine öğrenmesi yöntemi olup birçok ağaç yapısının topluluk öğrenmesi ile birleştirilmesinden meydana gelmekte ve daha doğru bir nihai tahmin oluşturmak için bu karar ağaçların tahminini birleştirmektedir (Truong vd., 2020: 436). Tahmin ve sınıflandırma görevlerinin yanı sıra az sayıda gözlem ve çok sayıda değişken ile kullanılabilmeleri ve ayrıca değişkenlerin önem derecelerine ait bilgi sunabilmeleri Rasgele Orman yaklaşımının popüler olmasının arkasındaki gücü oluşturmaktadır. Rastgele Orman (Breiman, 2001), esas olarak sınıflandırma problemleri için kullanılan ve regresyon görevlerine de uygulanabilen bir ağaçları torbalama yöntemine dayanan makine öğrenme algoritmasıdır. Buna göre, birden fazla belirli kriterlerle budanmamış sınıflandırma veya regresyon ağaçları, mevcut veri seti üzerinde her hangi bir güncelleme yapılmadan örneklerin yinelenmesi yoluyla eğitilmektedir. Oluşturulan her ağaç yapısı, örnekler için ayrı ayrı tahminler üretmektedir (Breiman, 2001: 6) ve tek tek ağaçlardan oluşturulan bu orman daha sonra tek bir tahmin veya sınıf değeri üzerinde birleştirilmektedir. Rastgele orman, sınıflandırma görevlerinde bireysel olarak oluşturulan ağaçlardan elde edilen sınıf tahminlerini çoğunluk oylama ile birleştirirken regresyon görevlerinde ise ortalamaya dayalı bir tahmin sunan bir basit regresyon ağaçları topluluğu türüdür. (Antipov ve Pokryshevskaya, 2012: 1775). Rasgele orman, Adaboost gibi diğer ağaç tabanlı topluluk öğrenmesi yaklaşımlarından daha hızlı performans ortaya koymakla birlikte, verilerdeki gürültüye karşı dayanıklı ve yüksek sapma veya varyansla başa çıkabilmektedir (Breiman 2001: 6).

Temelde ağaç tabanlı bir model olan Rastgele orman yaklaşımında her bir ağaç, önceden belirlenmiş bir durdurma koşulu karşılanana kadar veya artık veri seti bölünemeyene kadar belirli bir kritere dayalı olarak verilen veri setini tekrarlı olarak genellikle iki gruba (bazı ağaç yöntemlerinde bu sayı değişebilmektedir) ayırmaktadır (Schonlau ve Zou, 2020: 6). Rastgele orman yaklaşımında harici bir bildirim olmadı sürece Sınıflandırma ve Regresyon Ağacı (Classification and Regression Trees [CART]) bölünme kriterleri kullanılmaktadır. Bu kapsamda da bu çalışmada CART bölünme kriteri ile çalışan Rastgele Orman yaklaşımı kullanılmıştır.

Destek Vektör Regresyonu

Vapnik (1995) tarafından ilk tanıtıldığında orijinal olarak sınıflandırma problemleri için kullanılan Destek Vektör Makineleri (DVM) genelleştirilmiş doğrusal sınıflandırıcılar ailesinin bir üyesi olarak regresyon görevleri içinde kullanılabilmektedir. Destek vektör makinesi, sınırlı örnekten öğrenme, doğrusal olmayan regresyon problemleri ile başa çıkabilme ve ayrıca yüksek boyutsallık gibi sorunların üstesinden gelmesi noktasında iyi olduğu kanıtlanmış makine öğrenmesi türüdür (Wang vd., 2014: 1439). Teknik olarak, DVM, eğitim verilerinin sınıfları arasındaki çok boyutlu koordinat sistemindeki boşluğu veya marjı en üst düzeye çıkarmayı amaçlayan en uygun ayırma alt düzlemini bulmaya çalışmaktadır (Bui vd., 2017: 7). En basit ifade ile en yüksek doğrulukta tahmin performansı için optimal hiper düzlemin aranması üzerine çalışmaktadır. DVM'ler doğrusal problemler haricinde de *"kernel trick*" ile veri setinde yer alan değişkeleri yüksek boyutlu özellik alanları ile örtük olarak eşleyerek doğrusal olmayan bir görevlerde de başarılı bir şekilde kullanılabilmektedirler. Ayrıca, DVM'nin en temel amaçlarından biriside, aşırı uydurmayı otomatik olarak önlerken tahmin doğruluğunu en üst düzeye çıkarmaktır. (Yalpır vd., 2013: 294). Çekirdek yöntemi olarak da bilinen Destek Vektör Regresyonu (DVR), klasik DVM sınıflandırıcılarının bir uzantısı durumundadır (Smola and Schölkopf, 2004: 200). Destek vektör makinası veya regresyonu, verileri belirli bir fonksiyon veya düzlem ile ayrılabilecekleri daha yüksek boyutlu bir duruma dönüştüren ve sonrasında gözlemler arasında ayrım yapmak için bu işlevi öğrenen (Baldominos vd., 2018: 12), karar düzlemleri kavramına dayalı bir sınıflandırma ve regresyon yöntemidir (Zurada vd., 2011: 357). DVR, DVM'nin aksinse çekirdek işlevi, çekirdek katsayısı ve ceza parametreleri ile ampirik hata yerine genelleme hatasının üst sınırını en aza indirmeye çalışmaktadır (Gao vd., 2022: 15). Temel de DVM ile DVR arasındaki en temel fark, bu çalışmada da kullanıldığı şekli ile maliyet fonksiyonunun bir mesafe ölçüsü olarak değiştirilip hata oranlarının bu fonksiyon üzerinden hesaplanmasına dayanmaktadır.

DVR yüksek boyutlu verileri işlemek için girdi tahmin değişkenlerini (bağımsız değişkenler) çıktı hedef niteliğine (bağımlı değişken) eşleyen bir regresyon fonksiyonunu öğrenmek için regresyon problemini optimizasyon problemi olarak formüle etmektedir (Zhang ve O'Donnell: 2020: 123). Daha spesifik olarak, DVR, önce en aza indirilecek bir dışbükey kayıp fonksiyonu tanımlamakta ve bu kayıp fonksiyonuna bağlı kalarak eğitim örneklerinin çoğunu içeren en düz alanı bulmaya çalışan bir optimizasyon problemi ifade edilebilmektedir (Awad ve Khanna, 2015: 68). x_i girdi verisi, y_i hedef çıktı değeri için

doğrusal bir DVR için doğrusal bir f fonksiyonu Eş. 3.27'de sunulmaktadır (Zhang ve O'Donnell: 2020: 126).

$$y = f(x) = w, x + b = w^T x + b \tag{3.27}$$

Eş. 3.27'de yer alan w ağırlık vektörünü temsil ederken x girdi verilerinin değerleri temsil etmektedir. *f* fonksiyonu, resmi olarak düzlük olarak adlandırılan, yani küçük bir *w* arayan, mümkün olduğunca düz bir ε-intensive tüp alanını bulmaya çalışmaktadır. Bu, Eş. 3.28'de da sunulan *w* normunu en aza indiren *f* fonksiyonu yakınsaması ile gerçekleştirilmektedir.

$$\begin{gathered} min_w \frac{1}{2}\|w\|^2, \\ y_i - w^T x_i - b \leq \varepsilon \\ w^T x_i + b - y_i \leq \varepsilon \end{gathered} \tag{3.28}$$

Eş. 3.28'da görülmekte olduğu üzere ε değeri, belirlenmeye çalışılan tüpün düzlüğünü etkileyen kilit bir faktördür, burada küçük bir ε değeri dar bir alana, dolayısıyla tahmin hataları için çok düşük bir toleransa ve büyük bir ε değeri ise geniş bir alana, dolayısıyla yüksek bir hata toleransına yol açmaktadır (Zhang ve O'Donnell: 2020: 127).

K-En Yakın Komşu

Mesafe tabanlı yapay öğrenme algoritmaları ailesinden en yaygın kullanılanlardan birisi olarak K-en yakın komşu algoritması (K-Nearest Neighbors [KNN]), sınıflandırma ve regresyon problemleri için kullanılan parametrik olmayan bir (Cover ve Hart 1967: 22) makine öğrenme algoritmasıdır. K-en yakın komşu algoritması bazı uzaklık fonksiyonları (Öklid, Manhattan veya kosinüs mesafesi gibi) temelinde eğitim veri kümesindeki tüm örneklere tahmin edilecek olan mesafeyi hesaplamaktır. Tüm bu mesafe hesaplamasının ardından, hesaplanan her bir gözlemin mesafesine bağlı olarak eğitim setindeki tahmin konusuna en yakın olan k örnek belirlenerek bu gözlemlerin bilinen çıktı değerlerinin ortalamaları, tahmin edilmek istenen gözlemin çıktı değerini temsil etmektedir.

K-en yakın komşu modeli, insan değerleme uzmanlarının kullandığı en basit yöntemlerden birisi olan satış karşılaştırma yaklaşılmana oldukça benzemektedir. Temelde mantık aynı

olup benzer gayrimenkullerin karşılaştırılması ile değerlemenin gerçekleştirilmesi amaçlanmaktadır. Fakat bu yöntemin bir değerleme uzmanına göre en büyük avantajı benzer gayrimenkulleri seçerken kişisel yargılardan uzak matematiksel bir uzaklık fonksiyonu kullanmasıdır. Bu yöntem ile fiyatı tahmini gerçekleştirilecek bir gayrimenkul söz konusu olduğunda, gayrimenkule ait her bir değişken etrafında her bir karşılaştırılabilir değerden olan uzaklık, belirlenen uzaklık ölçüsü kullanılarak hesaplanmaktadır. Böylelikle en küçük mesafeli *k* adet gayrimenkul karşılaştırmaları kullanarak hedef gayrimenkulün fiyat tahmini gerçekleştirilebilmektedir (McCluskey ve Anand, 1999: 222). Bu durumu destekler nitelikte Pow ve diğerleri (2014) coğrafi olarak yoğun bir mülk dağılımına sahip olunan alanlarda K-En Yakın Komşu yönteminin çeşitli geleneksel ve gelişmiş yöntemlere göre daha avantajlı olduğunu göstermişlerdir. Bu yöntem, gayrimenkullerin benzer gayrimenkuller ile değerlendirmesine olanak sağlar ancak ikili özniteliklere sahip yüksek boyutlu verilerle uğraşırken uzun hesaplama sürelerine neden olabilmektedir. Esasen, bu K-En yakın komşu algoritması ile bir vaka ele alınmakta, bu vakaya göre mesafe ölçütlerine göre diğer benzer vakalar araştırılmakta ve belirlenen *k* adet vakaya göre tahmin oluşturulmaktadır.

Çizelge 3.11. K-En yakın komşu algoritması

K-En yakın komşu algoritması	
Tanımlamalar: *k,* en yakın komşu sayısı (parametre olarak alınır), *i,* tahmin oluşturulmak istenen gözlem	
Adım 1.	**Tekrar** (durdurma kriteri karşılanmaz ise) **yap**
Adım 2.	Diğer veri noktalarından *i* noktasına olan mesafeleri hesaplanır
Adım 3.	Hesaplanan mesafeleri sıralanır
Adım 4.	En küçük mesafeli *k* adet gözlem seçilir
Adım 5.	*k* adet gözlemden elde edilen hedef nitelik ortalaması ile tahmin oluşturulur
Adım 7.	**Kadar:** Tahmin edilmek istenen tüm *i* gözlemleri için
Adım 8.	Sonuç

Tablo 2'de sunulan bu algoritmanın (Yang, 2019: 112) işleyişin anlaşılması diğer birçok yönteme nazaran daha kolaydır ve uygulanması nispeten basittir. Elde edilmek istenen tahmin, yerel bilgi ve temel mesafelere dayanmaktadır ve bu nedenle, yöntem, karmaşık problemler ile başa çıkmak için tatminkâr ve esnek olabilmektedir.

Adaptive Boosting (AdaBoost)

Güçlendirme (Boosting), görece olarak zayıf ve hatalı birçok kuralı veya modeli birleştirerek daha doğru bir tahmin kuraları veya değerleri oluşturma fikrine dayanan bir makine öğrenimi yaklaşımıdır. Bu yaklaşımın en bariz ve geçmişi en uzun örneklerinden birisi olarak ilk defa Freund ve Schapire (1997) tarafından tanıtılan AdaBoost, güçlü bir meta öğrenici oluşturmak için zayıf öğrenenlerden oluşan rastgele bir topluluk kullanarak performansı artırmayı amaçlayan bir ağaç tabanlı makine öğrenimi algoritmasıdır. Her bir öncül modelin çıktısı, meta öğrenicinin nihai çıktısını temsil eden ağırlıklı bir toplamla birleştirilmektedir. Bu çerçevede genellikle, zayıf bir öğrenicinin tahmin doğruluğu rastgele tahminden biraz daha iyi olacak şekilde %50'nin biraz üzerindedir (Kummer ve Najjaran, 2014: 65). AdaBoost algoritmasını kullanılan zayıf öğrenenlerin türüne bağlı olarak çeşitlendirmek mümkündür (Gao vd., 2022: 15). Adaboost'un düşük uygulama karmaşıklığı ve genellikle tek bir ayar parametresinin mevcudiyeti en önemli avantajları iken gürültülü ve yetersiz verilere karşı hassas ve başarısız olabilmektedir. Ayrıca zayıf öğrenicilerin erken aşamada ortaya koyabilecekleri çok düşük performans genel model performansı doğrudan etkileyebilmektedir (Shanmugasundar vd., 2021: 4).

Adaboost algoritmasıda, zayıf öğreniciyi eğitmek için eğitim verileri, sürekli olarak değiştirilerek, verilerin tanımı, sınıflandırılması, regresyonu ve tahmini için güçlü bir araç (Fan vd., 2006: 2303) olarak yinelemeli olarak örneklenmektedir. Her aşamada eğitim seti, bir sonraki zayıf öğreniciye daha önce düşük performans sergilenmiş, zor örnekler üzerinde eğiterek tanıtılmaktadır. Tüm süreç sonucunda nihai çıktı, her bir aşama da elde edilen her bir hipotezin tahmin hatasına karşılık gelen ağırlıklarla birlikte tüm hipotezlerin ağırlıklı bir toplamını temsil etmektedir (Kummer ve Najjaran, 2014: 65). Bu süreci daha iyi açıklamak adına genel süreci tanımlamak gerekir ise, ilk temel model elde edildikten sonra veri setindeki bazı örnekler için daha yüksek tahmin performansı elde edilirken bazı örnekler için daha düşük tahmin performansı elde edilmektedir. Bu aşamadan sonra ilk eğitim örnekleri kullanılarak eğitilen ilk zayıf model elde edilmektedir ve ardına düşük tahmin performansının sergilendiği örnekler ile eğitim sürecine dâhil edilmemiş veriler birleştirilerek yeni bir eğitim seti oluşturulmaktadır. Bu yeni eğitim seti ile ikinci zayıf model eğitilmektedir. Bu işlem tekrarlı olarak gerçekleştirildikten sonra nihai geliştirilmiş sağlam model elde edilmektedir. Bu süreç boyunca daha yüksek performans için AdaBoost algoritması örneklere farklı ağırlıklar atamaktadır (Freund vd., 1999: 773). Yüksek

performans için örneklere nispeten düşük ağırlıklar atanırken daha düşük tahmin performansı için yüksek ağırlıklandırma gerçekleştirilmektedir, bu da modeli daha başarısız tahmin örneklerine karşı daha fazla hassas hale getirmektedir (Ying vd., 2013: 746). Eş. 3.29'da gösterildiği gibi, bütüne her yeni bir zayıf öğrenici model eklediğinde, en zayıf modellerin etkisi azalmakta ve sadece en güçlü model nihai model kapsamına eklenmektedir. Bu şekilde, yinelemeli hesaplamaların birikmesiyle, nihai model performansı kademeli olarak artmaktadır (Wang vd., 2021: 5).

$$F_n(x) = F_{m-1}(x) + argmin_k \sum_{i=1}^{n} L(y_i, F_{m-1}(x_i) + h(x_i)) \quad (3.29)$$

Eş.3.29'da $F_n(x)$, nihai model, $F_{m-1}(x)$, nihai modele ulaşılmadan önceki aşamada elde edilen model, y_i, i. model tarafından elde edilen tahmin sonucu ve $h(x_i)$, yeni eklenen zayıf öğrenici modeli temsil etmektedir.

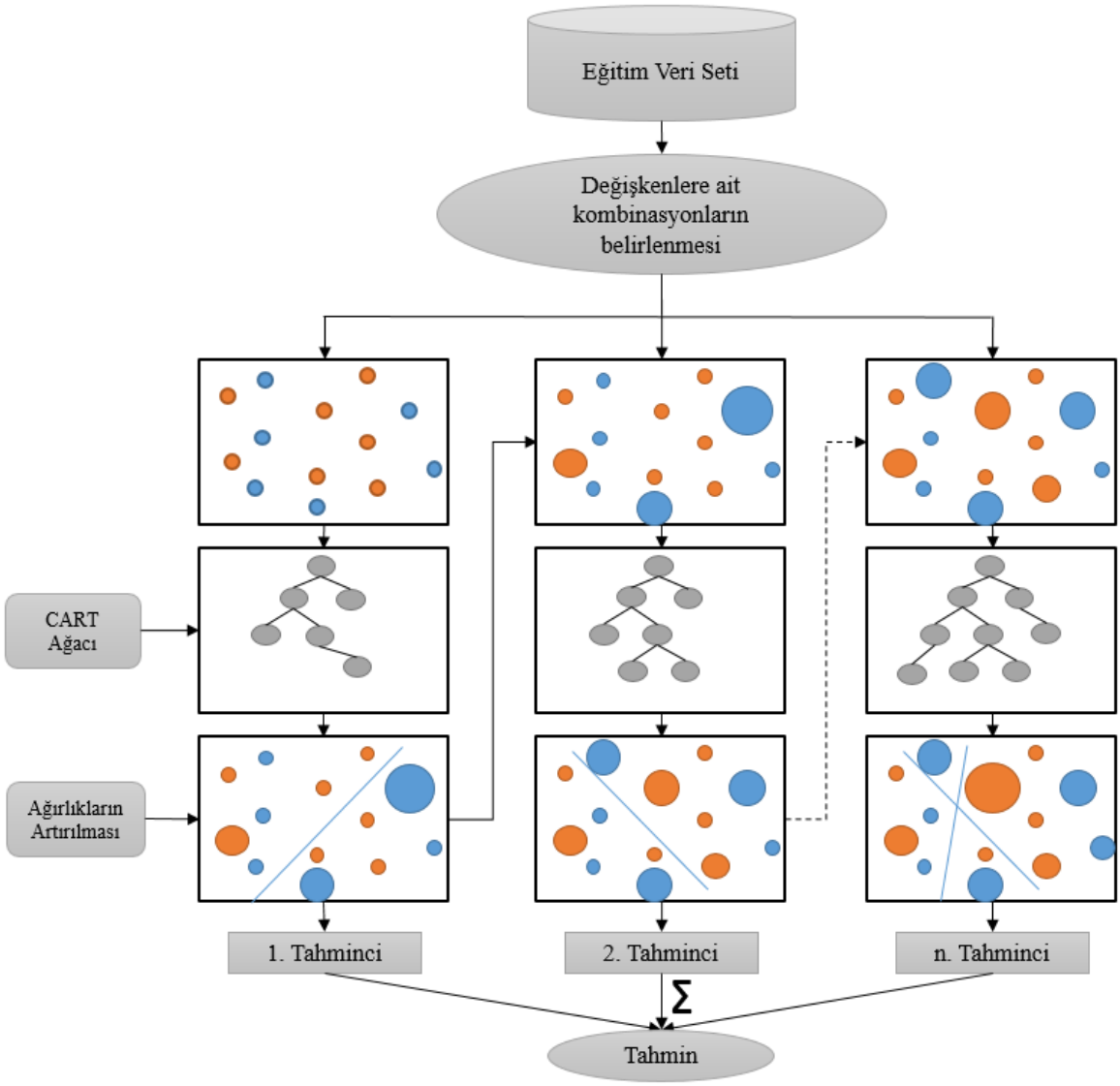
Categorical Boosting (CatBoost)

CatBoost, Yandex tarafından geliştirilen ve ücretsiz Apache Lisansı 2.0 altında açık kaynak olarak yayınlanan (Fedorov ve Petrichenko, 2020: 205), en düşük bilgi kaybıyla kategorik özelliklerle başarılı sonuçlar ortaya koyabilen (Jabeur vd., 2021: 4) bir makine öğrenimi algoritmasıdır. Yayınlandığı günden bu yana CatBoost, Kaggle gibi birçok veri platformunda en çok tercih edilen makine öğrenmesi yaklaşımlarından birisi konumundadır.

CatBoost'u diğer gradyan artırma algoritmalarından ayıran temelde 3 farklılık bulunmaktadır. İlk olarak, hedef sızıntı veya veri sızıntısı sorununun üstesinden gelmek için (Dorogush vd, 2018: 3) gradyan artırma algoritmalarının verimli bir versiyonu olan sıralı artırmayı (Prokhorenkova vd., 2018) kullanmaktadır. İkincisi, bu algoritma küçük veri kümeleri ile de başarılı sonuçlar ortaya koyabilmektedir. Özellikle veri kümesinin küçük sayılarda kümelere bölündüğü bu çalışmada bu faktör kritik önem taşımaktadır. Üçüncüsü, CatBoost kategorik özellikler ile çalışmak için geliştirilmiş (Jabeur vd., 2021: 4) olsa da diğer değişkenlerle de bir dönüşüm süreci sonunda çalışabilmektedir. CatBoost'un bir başka avantajı da, ikinci bölme ve sonraki bölmeler için değişkenlerin çeşitli kombinasyonlar ile birleştirilmesinden gelmektedir (Lu vd., 2022: 3). Bu açgözlü yaklaşım, aşırı öğrenme probleminin de önüne geçmektedir.

Extreme Gradiant Boosting (XGBoost)

İlk defa Chen ve Guestrin (2016) tarafından tanılan XGBoost, regresyon veya sınıflandırma problemi için en etkili tekniklerden biri olan aşırı gradyan artırma anlamına gelmektedir. Ağaç büyütme için tüm senaryolarda ölçeklenebilir bir makine öğrenimi sistemi olan XGBoost, gradyan artırma çerçevesinden yararlanan karar ağacı tabanlı bir algoritmadır. XGBoost bu yapısı itibari ile modelin performansı üzerinde daha az varyansa ve daha fazla kararlılığa sahip modeller geliştirilmesine olanak tanımaktadır (Manasa vd., 2020: 629). XGBoost'un diğer yöntemlerden farklı olan ölçeklenebilirliği, seyrek verileri işlemek için yeni bir ağaç tabanlı öğrenme algoritması ve yaklaşık ağaç öğreniminde örnek ağırlık işlemesini sağlayan teorik olarak gerekçelendirilmiş ağırlıklı bir nicelik taslak prosedürü dahil olmak üzere birkaç ana sistem ve algoritmik optimizasyondan kaynaklanmaktadır (Truong vd., 2020: 437). Bu optimizasyon yapısı model performansı yanı sıra XGBoost'u diğer modellerden 10 kat daha hızlı hale getiren, işlemcinin birden çok çekirdeğinin kullanan yapısı ile (Ogunleye ve Wang, 2019: 2133) paralel işlemeye de izin vermektedir (Ahtesham vd., 2020: 4).



Şekil 3.26. XGBoost algoritmasının yapısı (Song vd., 2020: 4)

XGBoost, ilk aşama olarak mevcut veriler ile karar ağaçları oluşturarak modelleme sürecine başlamaktadır. Ardından, oluşturulan ikinci bir model, ilk aşamada elde edilen modelin kötü performans gösterdiği durumları düzeltmeye odaklanmaktadır. Bu güçlendirme işlemi her defasından tekrarlanmaktadır ve her aşamada birbirini izleyen her bir model, önceki tüm modellerin birleşik eksikliklerini gradyan iniş algoritması kullanarak düzeltmeye ve tahmin hatalarını azaltmaya çalışmaktadır (Rampini ve Cecconi, 2021: 4). Geleneksel bir ağaç öğrenmenin aksine, XGBoost sadece tüm aşamalardan ders almakla kalmaz, aynı zamanda önceki ağaçların eksikliklerini düzelterek daha iyi performans elde etmek için yapraklar üzerinde bir puanlama veya ağırlıklandırma süreci yürütmektedir (Zhao vd., 2019: 1399). Bu kapsamda XGBoost algoritmasının bir regresyon problemi üzerinde izlediği adımlar Şekil 3.26'da sunulmaktadır.

LIGHTGBM

Ke ve diğerleri (2017) tarafından tanıtılan LightGBM veya LGBM (A Highly Efficient Gradient Boosting Metod), XGBoost gibi ağaç tabanlı bir öğrenme algoritması kullanan bir gradyan artırma temelli makine öğrenmesi yaklaşımıdır. LightGBM, XGBoost ile karşılaştırıldığında daha düşük bellek kullanımı ve daha hızlı öğrenme özelliklerine sahiptir. Dahası her iki modelde gradyan artırma algoritmasına dayansa da XGBoost ağaç düzeyinde genişlerken ve LightGBM ağaç yaprağı düzeyinde genişleme gerçekleştirmektedir (Truong vd., 2020: 438). XGBoost gibi paralel işlemci kullanımı ile öğrenmeyi destekleyebilmektedir ve böylelikle büyük ölçekli veriler ile uyumlu bir şekilde çalışmaktadır.

LightGBM algoritması, Gradyan Tabanlı Tek Taraflı Örnekleme (Gradient-based One-Side Sampling [GOSS]) ve Özel Özellik Demetleme/Paketleme (Exclusive Feature Bundling [EFB]) olarak iki yeni yaklaşım benimsemektedir (Sun vd., 2020: 2). GOSS, LightGBM algoritması tarafından oluşturulan karar ağaçları için örnek sayısı ve kesinlik arasında iyi bir denge kurmaktadır. Bu amaçla eğitim süreci boyunca, daha büyük gradyan değerine sahip ve ayrıca kazanç üzerinde daha fazla etkisi olan örneklere daha fazla dikkat edilmektedir. LightGBM algoritmasının bir diğer dikkat çektiği konu ise EFB aracılığıyla çeşitli özellikleri birbirine bağlayarak, özellik boyutunu belirli bir dereceye kadar azaltması ve dolaylı olarak eğitim sürecini kısaltmasıdır (Zhang ve Gong, 2020: 220994).

Gradyan tabanlı karar ağaçlarından farklı olarak LightGBM, varyans kazancını hesaplayarak ayrılma noktasını belirlemek için GOSS'u kullanmaktadır. Bu nedenle ilk olarak, eğitim örneklerinin gradyanlarının mutlak değerleri azalan düzende sıralanarak ve gradyan değerlerinin en üstündeki $a \times 100$ % veri örnekleri A olarak tanımlanmaktadır. Daha sonra boyutu $b \times |A^c|$ olan B alt kümesi, tutulan $|A^c|$ numunelerinden rastgele seçilmektedir. Son olarak Eş. 3.30'da görülmekte olduğu üzere, *x* veri örnekleri ve veri örnekleri ve *y* hedef nitelik değeri olmak üzere verilen $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ bir eğitim seti için veriler $A \cup B$ üzerinde tahmin edilen varyans $\tilde{V}_j(d)$ aracılığıyla bölünmektedir (Chen vd., 2019: 56).

$$\tilde{V}_j(d) = \frac{1}{n}\left(\frac{\left(\sum_{x_i \in A_l} g_i + \frac{1-a}{b}\sum_{x_i \in B_l} g_i\right)^2}{n_i^j(d)} + \frac{\left(\sum_{x_i \in A_l} g_i + \frac{1-a}{b}\sum_{x_i \in B_l} g_i\right)^2}{n_r^j(d)}\right) \quad (3.30)$$

Eş. 3.30'da $A_l = \{x_i \in A : x_{ij} \leq d\}$, $A_r = \{x_i \in A : x_{ij} > d\}$, $B_l = \{x_i \in B : x_{ij} \leq d\}$, $B_r = \{x_i \in B : x_{ij} > d\}$, g_i, kayıp fonksiyonun negatif gradyanını temsil etmekle birlikte $\frac{1-a}{b}$, gradyanların toplamını normalleştirmek için kullanılmaktadır.

LASSO

LASSO (en küçük mutlak küçülme ve seçim operatörü) (Tibshirani, 1996), hem değişken seçimine hem de düzenlileştirme gerçekleştirmek amacı ile kullanılan, L1-norm düzenlemeli doğrusal bir regresyon analizi yöntemidir. Lasso algoritmasının doğruluğu, büyük ölçüde, düzenlileştirme parametresinin (alpha) seçimine bağlı olup seçilen küçük değerler aşırı öğrenmeye yol açarken, belirli bir seviyeye kadar görece büyük alpha değerleri ise daha saf doğruluğa yol açmaktadır (Viktorovich vd., 2018: 3). Düzenlileştirme parametresinin artırılması ile modelin tahmin doğruluğunu ve yorumlanabilirliğini geliştirmek amacı ile daha az sayıda özellik kullanan çözümler model tarafından uygulanmaktadır (Gao vd., 2022: 15). Lasso Regresyonunda regresyon katsayılarının toplamının mutlak değerleri dikkate alınarak cezalandırılma ile sınırlandırma uygulanmaktadır. Bu, daha az önemli özellikleri sıfır ağırlık değerine sahip olmaya zorlamakta ve modeldeki gereksiz değişkenlerin örtük olarak ayıklanmasını sağlamaktadır (Bin vd., 2017: 210) . Başka bir ifade ile Lasso regresyonu, tahmin hatasını en aza indiren bir modele ait değişkenleri ve karşılık gelen regresyon katsayılarını bulmayı amaçlamaktadır (Ranstam ve Ranstam, 2019: 1348). Bu kapsamda β katsayılarından sıfır olmayan öğeleri seçmek ve tahmin etmek için Tibshirani (1996) tarafından önerilen Lasso tahmincisi Eş. 3.31'de sunulmaktadır.

$$\beta^{Lasso} = min \sum (y - (\beta_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k))^2 + \lambda \sum \|\beta\| \quad (3.31)$$

Eş 3.31'de y, bağımlı değişkeni, x, bağımsız değişkeni, β, bağımsız değişkenlere ait katsayıları, λ, katsayı seçimi için uygulanan ceza terimini temsil etmektir. λ değeri parametre olarak girilmekte ve model üzerindeki düzenlileştirme miktarını kontrol etmektedir.

RIDGE

Ridge regresyon, çoklu doğrusal regresyon problemlerinde sıklıkla karşılaşılan eşdoğrusallık problemini ele almak için kullanılan popüler bir doğrusal regresyon analizi yöntemidir (McDonald, 2009: 93). Ridge regresyon modeli, bir doğrusal regresyon probleminde istatistiksel bağlamda genellikle gürültü olarak adlandırılan çoklu değişkenlerin etkisini ele almak için fazladan bir değişkenin (ayar parametresi) eklendiği ve optimize edildiği bir düzenlileştirme modelidir. Bu amaçla Ridge regresyonu L2 düzenlileştirme normunu kullanmaktadır (Manasa vd., 2020: 628). Ridge'deki ceza veya ayar parametresi, regresyon katsayıları üzerindeki kaybın boyutunu kontrol etmektedir (Gao vd., 2022: 15). Ayar parametresinin artırılması ile modelin tahmin doğruluğunu ve yorumlanabilirliğini geliştirmek amacı ile daha az sayıda özellik kullanan çözümler model tarafından uygulanmaktadır (Gao vd., 2022: 15). Bu kapsamda Lasso regresyon yaklaşımı ile oldukça benzer olan Ridge regresyonunda sadece L1 yerine L2 düzenlileştirme normu kullanılmaktadır. Bu norm üzerine kurulmuş olan Ridge tahmincisi Eş. 3.32'de sunulmaktadır.

$$\beta^{Ridge} = min \sum (y - (\beta_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k))^2 + \lambda \sum \beta^2 \qquad (3.32)$$

Eş 3.32'de y, bağımlı değişkeni, x, bağımsız değişkeni, β, bağımsız değişkenlere ait katsayıları, λ, katsayı seçimi için uygulanan ceza veya ayar terimini temsil etmektir. λ değeri parametre olarak girilmekte ve model üzerindeki düzenlileştirme miktarını kontrol etmektedir.

ELASTICNET

İlk defa Zou ve Hastie (2005) tarafından tanıtılan ElasticNet, aşırı öğrenmeyi engellemek amacı ile düzenlileştirme yolu ile modele ek bilgiler eklemektedir. Bu amaçla ElasticNet regresyonu, Lasso regresyonu L1 ve Ridge regresyonun L2 düzenlileştirme normunu daha esnek bir çerçeve içinde lineer olarak birleştiren bir hibrit düzenlileştirme yapısına sahiptir. ElasticNET modeldeki değişkenleri veya karmaşıklığı cezalandırarak azaltmak için Sıradan En Küçük Karelerde (OLS) maliyet fonksiyonunu değiştiren ve böylece daha küçük

varyanslı tahmin edicileri tespit eden bir küçültme yöntemi uygulamaktadır (McCord vd., 2022: 6). Lasso regresyonun özellikle yüksek oranda ilişkili değişkenlerle uğraşırken düşük performans göstermesi ve ayar parametresi λ değerindeki küçük değişikliklerin, tahmin edilen parametreler üzerinde çok büyük değişiklere neden olması yanı sıra bir grup yüksek korelasyonlu değişkenden içerisinden değişken seçimi gerçekleşirken, bazılarını seçme ve diğerlerini oldukça rastgele bir şekilde seçme eğilimi gibi problemleri bulunmaktadır (Hinrichs vd., 2020: 16). ElastikNet regresyonu, Lasso regresyonun bu eksiklileri gidermek amacı ile Eş 3.33'de sunulan ElastikNet tahmincisini kullanmaktadır (McCord vd., 2022: 6).

$$\beta^{ElasticNet} = argmin\left[(y - X\beta)'(y - X\beta) + \lambda\left(\sum_{j=1}^{p}\left[(1-a)\beta_j^2 + a\left|\beta_j\right|\right]\right)\right] \qquad (3.33)$$

Eş 3.33'de y, bağımlı değişkeni, x, bağımsız değişkeni, β, bağımsız değişkenlere ait katsayıları, λ, katsayı seçimi için uygulanan ceza veya ayar terimini temsil etmektir. λ değeri parametre olarak girilmekte ve model üzerindeki düzenlileştirme miktarını kontrol etmektedir. Burada hiperparametre a, ne kadar L1 ve L2 normunun kullanıldığını kontrol etmektedir. Eğer $\lambda = 0$ ise ceza terimi yoktur ve $\beta^{ElasticNet} = \beta^{OLS}$'dir. Eğer $a = 0$ ise $\beta^{ElasticNet} = \beta^{Ridge}$ ve $a = 1$ ise $\beta^{ElasticNet} = \beta^{Lasso}$ olacaktır.

Çok Değişkenli Uyarlamalı Regresyon Analizi (MARS)

İlk defa Friedman (1991) tarafından tanıtılan Çok Değişkenli Uyarlamalı Regresyon Analizi (Multivariate Adaptive Regression Splines [MARS]), doğrusal olmayan çok değişkenli regresyon problemleri için geliştirilmiştir. MARS, regresyon görevleri için uyarlanabilir bir algoritma olup özellikle yüksek boyutlu problemlerin esnek modellemesi için gayet uygundur. Genel olarak adım adım doğrusal regresyonun toplamsal bir çerçevesi ve CART yönteminin regresyon görevlerindeki performansını iyileştirmek için bu iki yöntemin bir modifikasyonu olarak görülebilmektedir (Hastie vd., 2009: 370). MARS, Eğitim veri setlerinin farklı eğime sahip ayrı parçalı doğrusal bölümlere (spline) bölündüğü bir böl ve yönet stratejisine dayanan parametrik olmayan bir yöntemdir (Zhang ve Goh, 2016: 46). MARS algoritması, eğitim verilerini tanımlayan çok sayıda basit parçalı doğrusal fonksiyonu keşfetmeyi ve bu çok sayıdaki doğrusal fonksiyonu, tahmin yapmak için toplu olarak kullanmayı amaçlayan doğrusal fonksiyonlar topluluğunu temsil etmektedir. Bu

kapsamda MARS, tek bir öngörücü ile kullanıldığında tam olarak çoklu doğrusal regresyon modeli temsil etmektedir.

Özellik bu çalışma kapsamında da kullanılan çok sayıda değişkene sahip ve doğrusal olmayan bir modelleme durumunda MARS, tahmin değişken uzayının farklı aralıklarında farklı regresyon eğimleri kullanarak tahmin gerçekleştirmektedir. MARS algoritması, bir dizi temel regresyon fonksiyonlarını üretmek için ileri/geri aşamalı bir strateji kullanmaktadır. İleri doğru temel adım adım doğrusal regresyon yöntemi ile çok sayıda temel fonksiyonlar elde edilirken, geriye doğru adım adım değişken altküme seçim prosedürü aracılığıyla uygun şekilde boyutlandırılmış nihai bir temel fonksiyon seti seçilmektedir (Zhang ve Goh, 2016: 46). Her bir farklı regresyon fonksiyonu için kullanılacak olan değişkenler ve her değişken için gözlem değerlerin ait aralıkların bitiş noktaları, hızlı ama yoğun bir arama prosedürü ile bulunmaktadır. Elde edilen regresyon fonksiyonları neticesinde, iki farklı regresyon eğim geçiş noktasını temsil eden 'düğüm noktaları' belirlenmektedir. Tüm bu sürece ek olarak MARS, değişkenler arasındaki etkileşimleri de kontrol ederek, herhangi bir etkileşim derecesini dikkate alabilmektedir (Chou vd., 2004: 136). Genel MARS fonksiyonu Eş. 3.34 kullanılarak temsil edilebilmektedir (Friedman, 1991: 18; Friedman ve Roosen, 1995: 200)

$$\hat{f}(x) = a_0 + \sum_{m=1}^{M} a_m \prod_{k=1}^{K_m} \left[s_{km} (x_{v(k,m)} - t_{km}) \right] \tag{3.34}$$

Eş 3.34'de a_0 ve a_m parametreleri, M, temel fonksiyonların sayısını, K_m, düğüm sayısını, s_{km}, 1 ila -1 arasında değer alan adım fonksiyonun sağ/sol anlamını, $v(k,m)$, bağımsız değişkenlerin etiketini ve t_{km}, her bir temel regresyon fonksiyonun birleştiği düğüm konumunu temsil etmektedir.

3.2.3. Önerilen model mimarisi

Yukarıda bahsedilen her bir yöntemin temelde kendine göre avantaj ve dezavantajları bulunabilmektedir. Gayrimenkul fiyat tahmin görevinden bu modellerin avantaj ve dezavantajlarını şu şekilde sıralanabilir:

- YSA'ların daha az veri ön işleme sürecine ihtiyaç duyarak görünmeyen durumları işleyebilmesi en önemli avantajlarından birisini oluşturmaktadır (Oshodi vd., 2019: 219; Openshaw ve Openshaw, 1997: 28). YSA'ların geleneksel istatiksel yöntemler için oldukça karmaşık olan, veri kümesinin doğrusal olmadığı, eksik, hatalı veya çok boyutlu olduğu problemleri, güçlü genelleştirilebilme yeteneğe ile çözebilmeleridir (Yılmazel vd., 2018: 286). Ayrıca, YSA tekniği, uygulamasında daha az insan müdahalesi gerektirdiğinden doğası gereği nesneldir (Tay ve Ho, 1992: 526) bu da genellikle tahminlerinin doğruluğunu artırabilmektedir. Tüm bu avantajları yanı sıra YSA, bağımlı değişkenler ve bağımsız değişkenler arasındaki nedensel ilişkileri açıklayamamasında (Sing vd., 2021: 4) dolayı "kara kutu" olarak adlandırılmaktadır. Ayrıca birçok yapay öğrenme modellide olduğu gibi YSA'lar ile daha iyi ve yansız bir öngörü modelli oluşturmak için yüksek sayıda veriye ihtiyaç duymaktadır.
- Doğrusal Regresyon modelleri esnek, kolay anlaşılabilir ve uygulanabilir olması yanı sıra düzenllileştirme ile aşırı öğrenme probleminin üstesinde gelebilmesi (Shanmugasundar vd., 2021: 4) önemli avantajları iken yalnızca tüketicilerin çevresel farklılıklar olarak algıladıkları şeyler için ödeme yapma istekliliğini ve bunların sonucunda ortaya çıkan sonuçları yakalama becerisi ise en önemli dezavantajıdır. Ayrıca en küçük kareler temelli doğrusal regresyon modellerinin parametrik katılığı, kullanılacak işlevsel biçim seçimi ve mekânsal etkileri yeterince ele alamamasından kaynaklanan birçok pratik sınırlamadan mustariptir (Yacim ve Boshoff, 2020: 243). Doğrusal Regresyon modelleri ayrıca gürültülü ve çok boyutlu verilerden doğrudan etkilenebilmektedir.
- DVR, çok fazla değişken sayısına sahip gayrimenkul fiyat tahmin görevinde yüksek boyutlu veriler üzerinde oldukça başarılı iken gözlem sayıları çok olduğunda, yüksek bir karmaşıklığa ve hesaplama sürelerine yol açabilmektedirler dezavantajlarıdır (Mohd vd., 2020: 332). Ayrıca gürültülü verilerin varlığı hiperdüzlemlerin belirlenmesinde belirli problemlere neden olacağından bu tip veri kümleri ile DVR başarılı sonuçlar sergilememektedir.
- Rasgele Orman, sayısal özelliklere sahip doğrusal olmayan tablo şeklindeki verileri işlemede çok başarılı sonuçlar ortaya koyabilmektedir. Temel de bireysel karar ağaçlarının aşırı öğrenme ve aykırı değerlerden etkilenme gibi birçok dezavantajının üstesinden gelmektedir. Mevcut algoritmalar arasında yüksek doğruluk, büyük veri kümesinde verimlilik ve ölçeklendirme gibi avantajları ile ön plana çıkmaktadır.

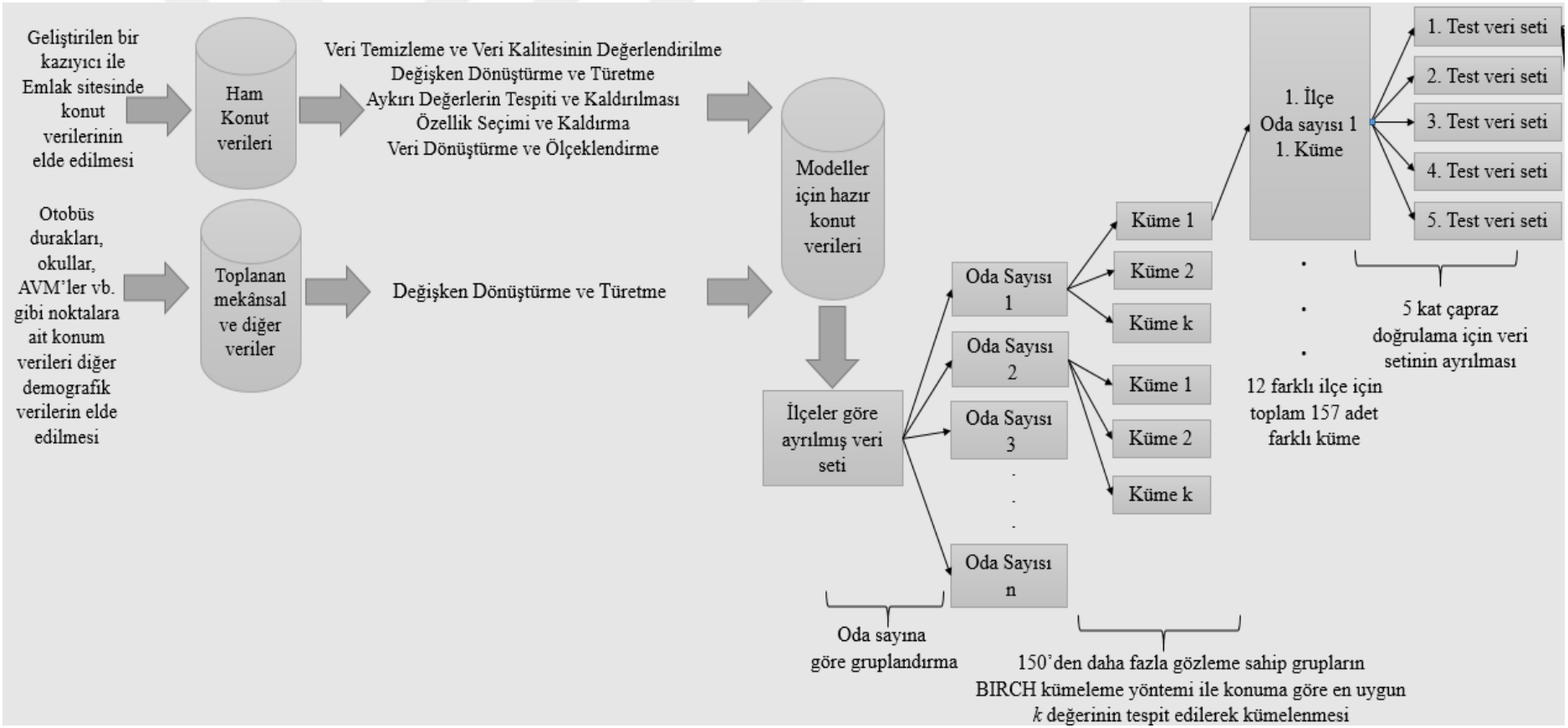
Ayrıca çok sayıda değişken ve eksik veriler ile çalışabilmesi bir diğer avantajıdır. Bir topluluk öğrenmesi yöntemi olan Rastgele Orman yaklaşımın en büyük dezavantajı ise rastgeleliğinden gelmektedir. Model oluşturulurken her bir ağacı oluşturmak için veriler ve özellikler rastgele seçilmektedir. Tüm bunların yanında yüksek eğitim süreside Rastgele Orman için eksi bir yan oluşturmaktadır (Mohd vd., 2020: 332).

- K-En Yakın Komşu algoritması, insan değerleme uzmanlarının kullandığı en basit yöntemlerden birisi olan satış karşılaştırma yaklaşılmana benzemektedir. Temelde mantık aynı olup benzer gayrimenkullerin karşılaştırılması ile değerlemenin gerçekleştirilmesi amaçlanmaktadır. Oldukça basit ve anlaşılabilir olan yapısı bir diğer avantajdır (Mohd vd., 2020: 332). Fakat yüksek boyutlu ve benzer gözlemlerin bulunmadığı durumlarda oldukça tatminkâr sonuçlar ortaya koyamamaktadır.
- Adaboost, çok yönlü olarak hem sayısal hem de metin verileri ile çalışabilmesi, hızlı ve kolay kullanımı ile kısmı yorumlanabilir yapısı gayrimenkul değerleme alanında kullanılmasına neden olan genel avantajları iken gürültü verilere ve aykırı değerlere karşı oldukça hassas bir yapıya sahip olması en temel dezavantajlarıdır (Mohd vd., 2020: 332). Ayrıca zayıf öğrenicilerin erken aşamada ortaya koyabilecekleri çok düşük performans genel model performansı doğrudan etkileyebilmektedir (Shanmugasundar vd., 2021: 4).
- MARS, böl ve yönet yaklaşımı ile parametrik olmayan bir yöntem olarak parametrik bir katılığa sahip değildir. Ayrıca kendi iç sürecinde otomatik olarak özellik seçimini gerçekleştirmesi nedeni ile çok sayıda değişkene sahip modellerde önemli bir avantaj yaratmaktadır. Modelin toplamalı bir yaklaşımı benimsenesi nedeni ile her bir tahmin edicinin katkısı, diğerlerini dikkate almaya gerek kalmadan izole edilebilmektedir ve bu da modele yorumlanabilirdik sunmaktadır (Kuhn ve Johnson, 2013: 150). MARS'ın doğrusal regresyon yöntemlerinin aksine bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki temel fonksiyonel ilişkiler ile ilgili herhangi bir varsayımda bulunmasına gerek yoktur (Zhang ve Goh, 2016: 46). Tüm bu avantajlara ek olarak, MARS ile veriler üzerinde gerçekleştirilen çok az ön işleme sürecine ve herhangi bir veri dönüşümü veya filtrelemeye ihtiyaç olmadan da başarılı sonuçlar elde edilebilmektedir (Kuhn ve Johnson, 2013: 150). Bu avantajlarının yanı sıra çok küçük veri setleri üzerinde başarılı sonuçlar ortaya koymadığı gibi çok büyük sayıda gözleme sahip veri setlerinde özellikle derece artırıldığında çok fazla işlem zamanına ihtiyaç duyabilmektedir.

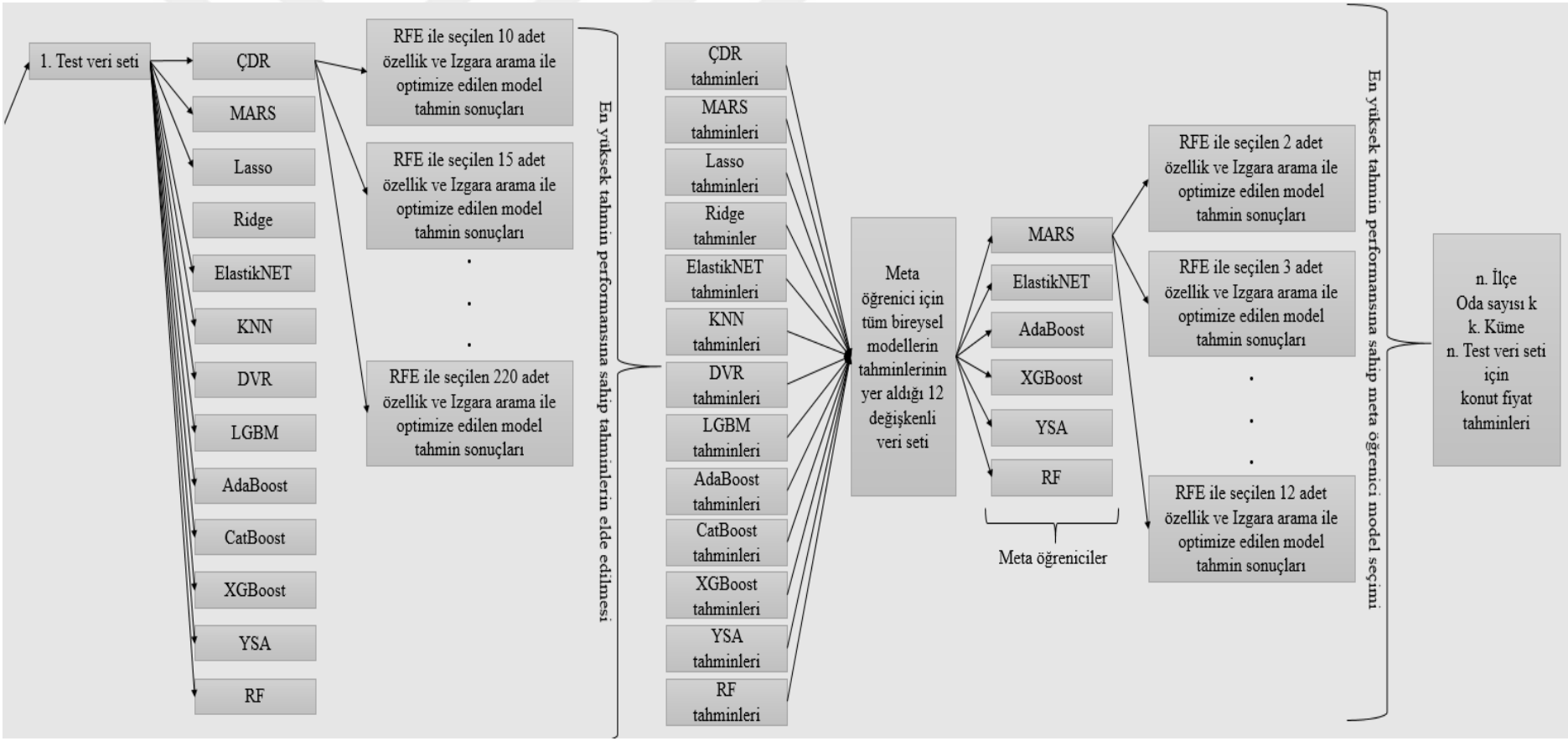
- XGBoost, paralel ve dağıtılmış bilgi işlem yeteneği ile öğrenmeyi hızlandırarak daha hızlı model keşfine olanak tanımaktadır. Model çekirdek dışı hesaplamadan yararlanarak milyonlarca örneğin işlenmesine olanak tanımaktadır (Truong vd., 2020: 436). XGBoost, az varyansa ve fazla kararlılığa sahip bir model geliştirmeye yardımcı olarak, model performansı üzerinde büyük etkisi olan özellikleri sağlamaktadır (Manasa vd., 2020: 629). XGBoost'un da en büyük dezavantajı diğer makine öğrenmesi modellerinde olduğu gibi *"kara kutu"* doğasından gelmektedir. Ayrıca seyrek ve düzenlenmemiş veriler üzerinde düşük performans sergileme eğilimdedir (Yang vd., 2021: 2).
- LightGBM'in düşük bellek kullanımı, hızlı eğitim süresi, yüksek doğruluk ve dağıtılmış destek diğer makine öğrenmesi yaklaşımlarına göre en büyük avantajlarındandır (Truong vd., 2020: 436; Yang vd., 2021: 2). LightGBM'in de en büyük dezavantajı diğer makine öğrenmesi modellerinde olduğu gibi *"kara kutu"* doğasından gelmektedir. Ayrıca model, oluşturduğu karmaşık ağaç yapıları nedeni ile özellikle düşük sayıdaki veri kümelerinde aşırı öğrenmeye karşı dirençsizdir
- CatBoost gradyan artırma algoritmalarının verimli bir versiyonu olan sıralı artırmayı (Prokhorenkova vd., 2018) kullanarak küçük veri kümeleri ile de başarılı sonuçlar ortaya koyabilmekte ve kategorik özellikler ile çalışabilmektedir. CatBoost'un bir başka avantajı da, değişkenlerin çeşitli kombinasyonlar ile birleştirilmesinden gelmektedir (Lu vd., 2022: 3). CatBoost'un da en büyük dezavantajı diğer makine öğrenmesi modellerinde olduğu gibi *"kara kutu"* doğasından gelmektedir. Ayrıca eğitim veri kümesi içerisinde yapılandırılmamış değişkenler söz konusu ise düşük performans sergileyebilmektedir.

Yukarı tek tek üzerinde durulan bu avantaj ve dezavantajlar nedeni ile bu çalışmada topluluk öğrenmesi yaklaşımı benimsenmiştir. Böylelikle bilhassa gayrimenkul fiyat tahmini görevinde her bir modellin sağladığı avantajlardan faydalanılabilirken dezavantajların üstesinden de gelmek mümkün olmaktadır. Ayrca her bir farklı gayrimenkul pazarları için farklı yöntemlerin farklı tahin performansları ortaya koyması nedeni ile bireysel modeller tüm gayrimenkul pazarları için tek başına evrensel bir yaklaşım ortaya koyamazken bu tez kapsamında da kullanılan topluluk öğrenmsi yaklaşım bu problemin üstesinden gelebilmektedir.

Bu çerçeve ile birlikte bu tez çalışmasında topluluk öğrenmesi yaklaşımlarından biri olan yığınlama (stacking) yaklaşımından yararlanılmıştır. Uzman fikirlerin kolektif bir birleşimi olarak düşünülebilecek olan topluluk öğrenmesi yaklaşımları, çok sayıda yöntemin çıktısını tek bir tahmine dayalı modelde birleştiren meta algoritmalardır. Toplu öğrenen, bireysel öğrenenden daha iyi performans sergiler temel prensibi ile yola çıkan bu yaklaşım zayıf öğrenen adı verilen öncül modellerin tahinlerini meta öğrenici olarak adlandırılan tek bir model ile birleştirmeyi amaçlamaktadır. Bu çalışma kapsamında da kullanılan yığınlama topluluk öğrenme yaklaşımı topluluk öğrenmesi amacı ile sıklıklıkla kullanılan bir yaklaşımdır. Hedef niteliği (bu çalışma kapsamında gayrimenkul fiyatı) tahmin etmek amacı ile temel modeller veya öncül modeller ve meta model veya süper öğrenici olarak adlandıralan iki seviyeden oluşmaktadır. Temel modellerden elde edilen ilk seviye tahmin çıktıları meta model için girdi niteliği taşımaktadır. Bu kapsamda bu tez çalışması kapsamında uygulanan model mimarisi Şekil 27 ve Şekil 28'de özetlenmektedir. Çalışmanın bir sonraki bölümünde Şekil 27 ve Şekil 28'de gerçekleştirilen tüm süreçlere ait detaylar ve bu neticede elde edilen bulgular hakkında detaylı bilgi sunulmaktadır.



Şekil 3.27. Model mimarisi (1. aşama)



Şekil 3.28. Model mimarisi (2. aşama)

3.2.4. Model değerilendirme

Model performansların karşılaştırılması amacı ile model değerlendirme sürecinin uygun şekilde ve uygun metrikler ile gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Uygun olmayan bir model değerlendirme süreci veya keyfi olarak seçilen bir metrik, uygun olmayan başka bir ifade ile performans açısında düşük tahmin gücene sahip bir modelin seçilmesine yol açabilmektedir. Özellikle model seçiminin oldukça kritik olduğu gayrimenkul değerleme yazınında bu konu oldukça önemli olabilmektedir. Her ne kadar model değerlendirme sürecinde çapraz doğrulama kullanılması üzerine net fikir birliği oluşmuş olsa da hangi metriklerin kullanılması gerektiği konusunda net bir fikir birliği bulunmamaktadır. Bu neden ötürü bu çalışmada incelenen literatür kapsamında en çok tercih edilen metriklerden yararlanılmıştır. Bu doğrultuda MAE (mean absolute error) (Rossini, 1997; Ecer, 2014; Yılmazel vd., 2018; Selim ve Demirbilek, 2009; Sangha, 2021; Worzala vd., 1995; Abidoye ve Chan, 2018a, Jui vd., 2020, McCluskey vd., 2013, Kontrimas ve Verikas, 2011, Abidoye ve Chan, 2018b, Gao vd., 2022, Zurada vd., 2011, Torres-Pruñonosa vd., 2021, Štubňová vd., 2020; Rampini ve Cecconi, 2021; Tchuente ve Nyawa, 2021; Yalpir vd., 2021; Kalliola vd., 2021; Chou vd., 2022; Deaconu vd., 2022; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Steurer vd., 2021; Xiong vd., 2019; Yu ve Wu, 2006; Shi vd., 2022; Simlai, 2021; Feng ve Jones, 2015; Yazgan vd., 2017; Alfiyatin vd., 2017; Tabales vd., 2013; Yeşil vd., 2019; Abidoye ve Chan, 2017b; Dimopoulos ve Bakas, 2019; Lam vd., 2008; Khamis ve Kamarudin, 2014; Valier, 2020; Yacim ve Boshoff, 2018a; Masias vd., 2016; Sawant vd., 2018; Gerek, 2014; Yacim ve Boshoff, 2020; Georgiadis, 2018; Borde vd., 2017; Koktashev vd., 2019; Zurada vd., 2006; Bin vd., 2017; Lin ve Mohan, 2011; Imran vd., 2021; Seya ve Shiroi, 2022; Nejad vd., 2017; Dimopoulos vd., 2018; Fu, 2018; Alkan vd., 2022; Baldominos vd., 2018), MAPE (mean absolute percentage error) (Mankad, 2021, Ho vd., 2021, Peterson ve Flanagan, 2009, Mimis vd., 2013; Abidoye ve Chan, 2018a, Alexandridis vd., 2019, Antipov ve Pokryshevskaya, 2012, McCluskey vd., 2013, Abidoye ve Chan, 2018b; Pai ve Wang, 2020, Zurada vd., 2011, Torres-Pruñonosa vd., 2021, Sing vd., 2021, Štubňová vd., 2020; Pi-ying, 2011; Lasota vd., 2015; Pagourtzi vd., 2007: 52; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Yalpir vd., 2021; Alfaro-Navarro vd., 2020; Chou vd., 2022; Hong vd., 2020; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Steurer vd., 2021; Pokryshevskaya ve Antipov, 2011; Mukhlishin vd., 2017; Shi vd., 2022; Yazdani, 2021; Rahman vd., 2019; Feng ve Jones, 2015; Alfiyatin vd., 2017; Lai ve Fischer, 2006; Abidoye ve Chan, 2017b; Yalpir vd., 2014; Dimopoulos ve Bakas, 2019; Hong vd., 2020;

Valier, 2020; Čeh vd., 2018; Panayiotou vd., 2000; Lu ve Lu, 1992; Georgiadis, 2018; Borde vd., 2017; Kok vd., 2017; Koktashev vd., 2019; Bin vd., 2017; McCluskey vd., 2014; Imran vd., 2021; Niu ve Niu, 2019; Tajani vd., 2016; Seya ve Shiroi, 2022 ; Ho vd., 2021; Fu, 2018), COD (Coefficient of Dispersion) (Antipov ve Pokryshevskaya, 2012; McCluskey vd., 2013; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Yilmazer ve Kocaman, 2020; Alfaro-Navarro vd., 2020; Hong vd., 2020; Morano vd., 2021; Steurer vd., 2021; Pokryshevskaya ve Antipov, 2011; McCluskey vd., 2012; Dimopoulos ve Bakas, 2019; Hong vd., 2020; Valier, 2020; Yacim ve Boshoff, 2018a; Čeh vd., 2018; Panayiotou vd., 2000; Yacim ve Boshoff, 2020; Georgiadis, 2018; McCluskey vd., 2014) ve PRD (Price-Related Differential) (McCluskey vd., 2013; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Yilmazer ve Kocaman, 2020; McCluskey vd., 2012; Valier, 2020; Yacim ve Boshoff, 2018b; Yacim ve Boshoff, 2020; Georgiadis, 2018; McCluskey vd., 2014) metrikleri kullanılmıştır.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{n}|y_i - x_i|}{n} = \frac{\sum_{i=1}^{n}|e_i|}{n} \tag{3.35}$$

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{x_i - y_i}{x_i}\right| \tag{3.36}$$

Eş. 3.35 ve Eş. 3.36'da x_i, gerçek değeri, y_i, tahmin değerini, n, gözlem sayısını temsil etmektedir. MAE ve MAPE tüm regresyon görevli problemlerden yaygın olarak kullanılsa da COD ve PRD özellikle gayrimenkul değerleme alanın da tercih edilmektedir. Hem COD hem de PRD IAAO tarafından standart olarak kabul edilen bir metrik konumundadır. PRD ve COD değerleme hatası endüstri standartlarına göre doğruluğu ölçmekte kullanılan bir metriktir olmanın yanı sıra tahmin doğruluğu açısından modeller arasında doğrudan karşılaştırmalara da izin verebilmektedir. (McCluskey vd., 2013: 239). Her ne kadar IAAO tarafında standart bir değerleme için 0,90 ile 1,10 arasındaki PRD ve % 20'den küçük COD değeri yeterli olsa da (IAAO, 2013) daha hassas bir şekilde bir modelin gayrimenkul mülkleri için kabul edilebilir fiyatları veya değerleri tahmin etmesi için gereken standart kıyaslama, COD için yüzde 15'den küçük ve PRD açısından çok daha hassas bir ölçümle 0.98 ila 1.03 aralığında olması beklenmektedir (Yacim ve Boshoff, 2020: 258).

$$COD = \frac{100}{n}\frac{\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{\hat{y}}{y} - medyan\frac{\hat{y}}{y}\right|}{medyan\frac{\hat{y}}{y}} \tag{3.37}$$

Eş. 3.37'de $\hat{y}$, her bir mülke ait tahmin değeri, y, her bir mülkün gerçek değerini yansıtmaktadır. n, test veri seti kapsamında kullanılan gözlem sayısını göstermektedir.

$$Wt.\bar{R} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \hat{y}}{\sum_{i=1}^{n} y} \tag{3.38}$$

$$PRD = \frac{ortalama\frac{\hat{y}}{y}}{Wt.\bar{R}} \tag{3.39}$$

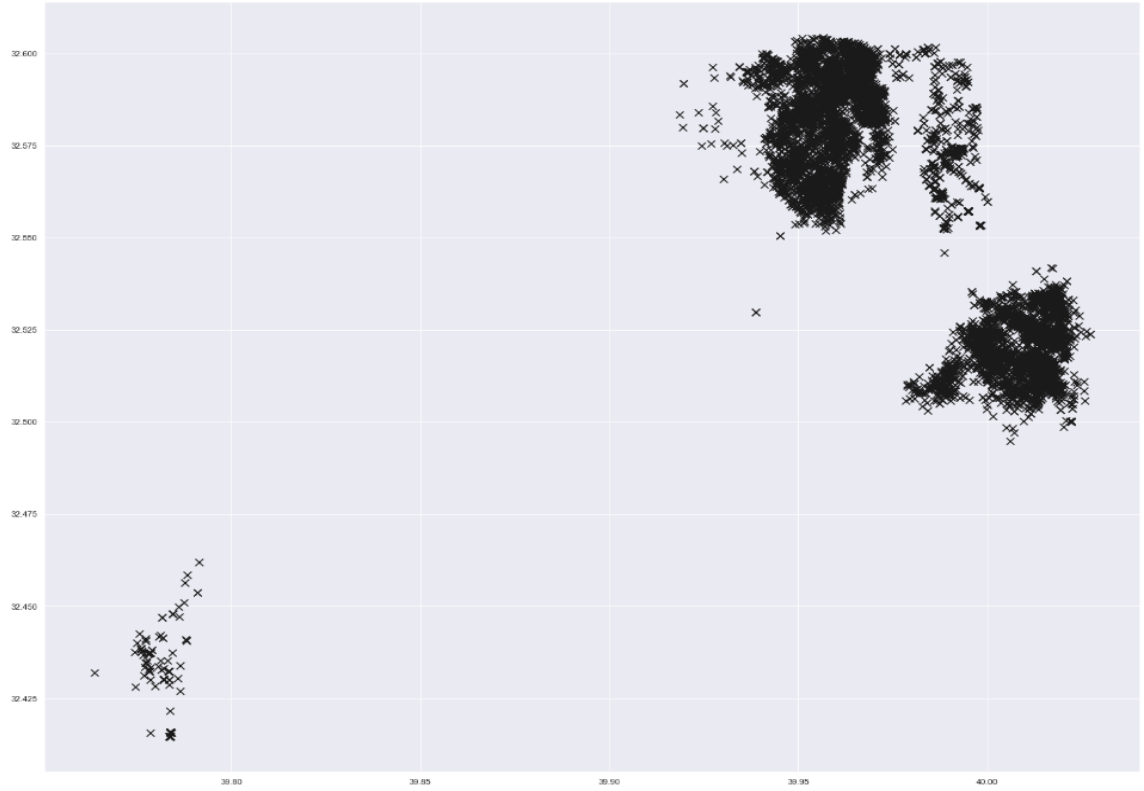
Eş. 3.38'de $\hat{y}$, her bir mülke ait tahmin değeri, y, her bir mülkün gerçek değerini yansıtmaktadır. n, test veri seti kapsamında kullanılan gözlem sayısını göstermektedir. Eş. 3.39'da $Wt.\bar{R}$ ise ağırlıklı ortalamayı temsil etmektedir.

Makine öğrenmesi yöntemlerinin stokastik doğası gereği farklı test ve eğitim setlerinde farklı sonuçlar vermesi nedeniyle modellerin doğru, tarafsız ve güvenilir hata ölçümlerini elde etmek için *k-kat* çapraz doğrulama ihtiyaç duyulmaktadır. Çapraz doğrulama, parametrik, parametrik olmayan ve yarı parametrik modellerin performansını karşılaştırmak için kullanılabilen iyi bilinen bir model seçim tekniğidir (Steurer vd., 2021: 100). Bu kapsamda bir çok çalışma model metriklerin elde edilmesinde *k-kat* çapraz doğrulama yöntemini tercih etmiştir (Zurada vd., 2006; Zurada vd., 2011; Abidoye ve Chan, 2017b; Xin ve Khalid, 2018; Sandbhor ve Chaphalkar, 2019; Georgiadis, 2018; Bin vd., 2017; Graczyk vd., 2010; Nejad vd., 2017; Alkan vd., 2022). Makine öğrenmesi yöntemleri için en popüler model seçim ve değerlendirme tekniklerinden biri olaran çapraz doğrulama, modellerin eğitimi için kullanılan örneklerden bağımsız olarak test örnekleri üzerindeki performansını değerlendirmek için bir metodoloji sağlamaktadır (Yang, 2007: 2452). K-katlı çapraz doğrulama yöntemi, verileri k eşit parçaya bölmekte ve her bir k adımında, bölümlerden biri test için seçilirken, geri kalanı eğitim için kullanılmaktadır. Bu işlemler, her bir bölümün test edilene kadar tekrarlı olarak gerçekleştirilir. Daha sonrasın da genel model değerlendirilmesinin elde edilebilmesi için k adet işlem sonucunda k adet test seti için elde edilen hata değerlerinin ortalaması kullanılmaktadır. Bu doğrultu da bu tez çalışmasında *5-kat* tekrarlı bir çapraz değerleme yaklaşımı benimsenmekle birlikte bu süreç modellerin performanslarının iyileştirilmesi adına geliştirilmiştir. Bu amaçla standart bir çapraz değerleme sürecinde özellik seçimi genellikle veri setinin k adet değerlendirme setine bölünmeden önce gerçekleştirilmektedir yani *k* adet test seti için aynı özelliklerden yararlanılmaktadır. Fakat bu çalışma kapsamında çapraz değerlendirme amacı ile 5'e

bölünen her bir farklı veri seti için ayrı ayrı özellik seçimi gerçekleştirilmiştir. Yani çapraz değerlendirme sürecinde kullanılan 5 farklı veri bölümü için ayrı ayrı özellik setleri kullanılmaktadır. Ardından her bir bölüm için bu süreç aynı şekilde 3 defa tekrarlanarak, tekrarlı ve dolayısıyla daha sağlam bir metrik elde etme süreci gerçekleştirilmiştir.

4. UYGULAMA ve BULGULAR

Çalışma kapsamında yöntem kısmında bahsedilen geleneksel ve makine öğrenmesi regresyon modellerine dair analizlere geçilmeden önce bu modeller kapsamında kullanılacak olan veri kümelerinin oluşturulması gerekmektedir. Bu amaçla, tüm veri ön işleme adımlarından sonra kullanılan denetimsiz öğrenme yaklaşımları ile regresyon modellerinden elde edilecek performansı artırmak için her ilçe temelinde daha homojen alt veri kümelerinin oluşturulması gerekmektedir. Mevcut veri setinin denetimsiz öğrenme yaklaşımları ile alt homojen gruplara ayrılmadan önce belirlenmesi gereken en temel konuların başında kümeleme analizleri kapsamında hangi denetimsiz öğrenme yaklaşımının kullanılacağına karar verilmesi gerekmektedir. Bu amaçla yöntem kısmında da tanıtılan ve denetimsiz öğrenme çalışmalarının birçoğunda da tercih edilen ve her biri farklı bir kümeleme yaklaşımını temsil eden K-Ortalama, BIRCH, Gauss Karışım ve Toplamsal Hiyerarşik kümele yöntemleri, Sincan ilçesi temel alınarak hem sadece konum (*"Enlem"* ve *"Boylam"*) hem de gayrimenkul fiziksel özelliklerinin yer aldığı iki değişken seti ile karşılaştırılmıştır. Özellikle Sincan ilçesinin seçilmesindeki en temel amaç Şekil 4.1'de görülmekte olduğu üzere bu ilçe kapsamında elde edilen gayrimenkul verilerine ait konum dağılımlarının belirgin kümeler oluşturmaya yatkın olmasıdır. Böylelikle kümeleme yöntemleri arasında oluşabilecek varyans farklılıkların daha az olacağı tahmin edilmektedir. Bu özelliğinin yanında 9.189 adet ile ilçeler arasında yüksek bir oranda gayrimenkul kaydına sahip olması da bu seçim kararında etkili olmuştur.



Şekil 4.1. Sincan ilçesindeki gayrimenkullerin bulunduğu konumlar

Ayrıca bu veri kümesi üzerinde yapılan kümeleme analiz sonuçlarını değerlendirmek amacı ile XGBoost yöntemi kullanılmıştır. Özellikle güncel bir topluluk öğrenmesi yaklaşımı olarak XGBoost, hem yüksek tahmin performansı sergilemesi hem de paralel işlem yeteneği ile hızlı bir modelle süreci sunması nedeni ile bu kadar yüksek sayıda modelleme gereken bir süreç için seçilmiştir. Her bir kümeleme yöntemi ile farklı küme sayılarına ait analiz sonuçları XGBoost ile modellenerek Çizelge 4.1 ve Çizelge 4.2'de de görülmekte olduğu üzere RMSE ve MAPE değerleri karşılaştırma amacı ile elde edilmiştir. Modelleme aşamasında daha sağlam ölçümler elde etmek amacı ile parametre optimizasyonu olarak aykırı değer tesit yönteminin seçiminde olduğu gibi ızgara arama yaklaşımından yararlanılmıştır. Ayrıca elde edilen tüm metrik değerleri elde edilen her bir küme veri setinin %15'ini oluşturan test veri seti üzerinden elde edilmiştir.

Çizelge 4.1. Sincan ilçesinde yer alan gayrimenkullerin sadece konum verilerine göre kümeleme sonuçları

Küme Sayısı	**K-Ortalama**		**BIRCH**		**Gauss Karışım**		**Toplamsal Hiyerarşik**	
	RMSE	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**

k=2	104.237	0,0874	101.087	0,0888	110.210	0,0895	103.691	0,0887
k=3	106.863	0,0879	101.973	**0,0867**	108.375	0,0905	101.729	0,0877
k=4	103.568	0,0867	101.306	0,0882	107.850	0,0903	106.159	0,0878
k=5	106.144	0,0876	101.302	0,0881	107.941	0,0908	102.921	0,0874
k=6	109.563	0,0893	**101.278**	0,0878	105.600	0,0896	104.230	0,0883
k=7	110.459	0,0897	103.686	0,0875	108.831	0,0900	105.059	0,0887
k=8	110.234	0,0894	103.641	0,0881	106.755	0,0900	107.212	0,0902

Çizelge 4.1'de görülmekte olduğu üzere her bir kümeleme yöntemi 8 farklı küme sayısı ile ayrı ayrı test edilmiştir. Ayrıca belirtilmelidir ki XGBoost ile gerçekleştirilen tahmin modelleri her bir küme için ayrı ayrı uygulanmıştır. Bu durumu örneklemek adına BIRCH yöntemi ile *k=2* değerine göre öncelikli olarak 2 kümeye ayrılmıştır. Bu kümeleme analizi sonrasında 3.923 ve 5.266 adet gayrimenkulden oluşan 2 ayrı küme BIRCH kümeleme yöntemi ile elde edilmiştir. Daha sonrası elde edilen her bir küme için ayrı ayrı XGBoost ile modeller geliştirilmiş ve test veri seti üzerinde tahminler elde edilmiştir. Izgara araması sonrasın her bir küme için elde edilen en iyi tahmin sonuçları elde edilerek modellenen küme eleman sayına göre ağırlık ortalamaları alınarak *k=2* küme sayısı için ortalama metrikler hesaplanmıştır. Tüm bu süreçler her bir *k* değeri ve her bir model için tekrarlanarak Çizelge 4.1'de sunulan metrikler hesaplanmıştır. Tüm bu sürecin kapsamının daha rahat çizebilmek adına, Çizelge 4.1'de özetlenen değerler ızgara araması ile yapılan parametre optimizasyonları daha dâhil olmak üzere 16.128.000 adet model oluşturularak elde edilmiştir.

Yukarıda bahsedilen tüm süreçler çerçevesinde elde edilen sonuçlar incelendiğinde, Çizelge 4.1'de koyu renklerle belirtildiği üzere mevcut veri kümesi ve değişken seti için en düşük hata değerleri BIRCH kümeleme yöntemi ile elde edilmiştir. BIRCH yöntemi ile *k=3* değeri en düşük MAPE değeri elde edilirken *k=6* değeri içinde en düşük RMSE değeri elde edilmiştir. BIRCH kümeleme yaklaşımı, Gauss Karışım ve Toplamsal Hiyerarşik kümeleme yöntemlerine göre bariz bir üstünlük sunmaktadır. K-Ortalama yöntemi ile yakın sonuçlar ortaya koysa da tüm k değerlerinde en düşük RMSE değerini vermekte ve birçok *k* değeri için MAPE değerinde de iyi sonuçları ortaya koymaktadır. Ayrıca uygulamanın bu erken evresinde elde edilen % 8,6'lık bir ortalama mutlak hata oranı da gayrimenkul değerleme yazını dikkate alındığında oldukça çarpıcıdır.

Sadece coğrafi konumları temel alan *"Enlem"* ve *"Boylam"* değişkenleri yanı sıra gayrimenkulün fiziksel özellikleri veya muhit olanları gibi faktörlerde denetimsiz öğrenme değişken seti için bir alternatif yaratmaktadır. Bu kapsamda ilerleyen kısımlarda da bahsedileceği üzere farklı değişken setleri ile çeşitli kümeleme analizleri gerçekleştirilecektir. Fakat kümeleme yönteminin seçimi aşamasında her ne kadar yukarıda sunulan Tablo 1'deki konum verileri ile elde edilmiş hata değerleri mevcut olsa da daha sağlam sonuçlar elde etmek amacı ile *"Enlem"* ve *"Boylam"* yanı sıra *"Oda Sayısı"* ve *"Brüt Metre Kare"* değişenlerinin de dâhil edildiği bir veri seti ile yukarıdaki süreçler tekrarlanmıştır. Bu kapsamda elde edilen sonuçlar Çizelge 4.2'de özetlenmektedir.

Çizelge 4.2. Sincan ilçesinde yer alan gayrimenkullerin konum ve fiziksel değişkenlere göre kümeleme sonuçları

Küme Sayısı	**K-Ortalama**		**BIRCH**		**Gauss Karışım**		**Toplamsal Hiyerarşik**	
	RMSE	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**
k=2	103.282	0,0891	103.696	0,0878	105.314	**0,0855**	103.282	0,0891
k=3	101.039	0,0888	**98.814**	0,0886	105.177	0,0858	104.924	0,0898
k=4	100.993	0,0903	102.194	0,0888	104.464	0,0861	102.980	0,0904
k=5	102.076	0,0927	100.761	0,0882	104.366	0,0873	105.423	0,0915
k=6	103.770	0,0930	102.042	0,0893	102.882	0,0866	104.908	0,0928
k=7	104.393	0,0923	101.050	0,0894	102.931	0,0866	105.643	0,0887
k=8	106.710	0,0942	104.373	0,0921	104.575	0,0867	107.167	0,0934

Çizelge 4.2'de görülmekte olduğu üzere tüm yöntemler ve *k* değerleri içerisinde en düşük MAPE değerine sahip yöntem Gauss Karışım yöntemi olurken en düşük RMSE değerine sahip yöntem gene BIRCH yöntemi olmuştur. Diğer iki yönteme göre BIRCH ve Gauss Karışım kümeleme yöntemleri tüm k değerlerinde üstün sonuçlar ortaya koymuşlardır. Her ne kadar Gauss Karışım yaklaşımı kullanılan bu değişken seti özelinde daha iyi MAPE değeri ortaya koysa da hem Çizelge 4.1'deki hem de Çizelge 4.2'deki sonuçlar incelendiğinde, BIRCH yönteminin, mevcut veri kümesi özelinde daha az varyansa sahip, daha sağlam ve genel itibari ile başarılı sonuçlar ortaya koyan bir kümeleme yaklaşımı olduğu görülmektedir. Bu nedenle ilerleyen aşamalarda kullanılmak üzere BIRCH kümeleme yaklaşımı seçilmiş olup kümeleme analizi için değişken seçimi veya nihai kümelerin belirlenmesinde bu yöntemden yararlanılmıştır. ,

Kümeleme yaklaşımının seçimi aşamasından sonra karar verilmesi gereken bir diğer önemli konu ise kümeleme sürecinde hangi değişken setinin kullanılacağıdır. Bu çerçevede sadece coğrafi konumları temel alan *"Enlem"* ve *"Boylam"* değişkenleri yanı sıra gayrimenkulün fiziksel özellikleri veya muhit olanları gibi faktörlerde denetimsiz öğrenme değişken seti için bir alternatif yaratmaktadır. Bu amaçla BIRCH kümeleme yaklaşımı ile Sincan ilçesi kapsamında 6 farklı değişken setine sahip veri kümeleri analiz edilmiştir. Bu değişken setleri belirlenirken özellikle bağımlı değişken *"Fiyat"* ile yüksek korelasyona sahip sürekli değişkenler tercih edilmiştir. Bu kapsamda oluşturulan veri setlerine ait değişken kümeleri Çizelge 4.3'de sunulmaktadır.

Çizelge 4.3. Kümeleme analizi için değişken seçimi aşamasında kullanılan değişken setleri

Değişken Seti	**Değişkenler**
1. Değişken Seti	Enlem, Boylam
2. Değişken Seti	Enlem, Boylam, Oda Sayısı, Brüt Metre Kare
3. Değişken Seti	Enlem, Boylam, Oda sayısı, Brüt metre kare, Salon sayısı, Net metre kare, Bulunduğu kat, Bina kat sayı, Banyo sayısı, 1 km içerisindeki otobüs durak sayısı
4. Değişken Seti	Oda sayısı, Brüt metre kare, salon sayısı, Net metre kare, Bulunduğu kat, Bina kat sayı, Banyo sayısı, 1 km içerisindeki otobüs durak sayısı
5. Değişken Seti	PCA(20) - Tüm Değişkenler
6. Değişken Seti	PCA(25) - Tüm Değişkenler
7. Değişken Seti	PCA(35) - Tüm Değişkenler

Çizelge 4.3'de görülmekte olduğu üzere 1. Değişken Seti sadece konum değişkenlerinden oluşurken 2. ve 3. Değişken Setleri konum değişkenlerine ek olarak gayrimenkulün yapısal özelliklerine ilişkin değişkenleri de içermektedir. İlk 3 değişken setinin aksine 4. Değişken Seti herhangi bir konum değişkeni içermeyip sadece gayrimenkulün yapısal özelliklerine ait değişkenleri içermektedir. Çeşitli değişkenleri kaldırılmasının ardından toplam 222 adet bağımsız değişken oluşan veri setinin bu kadar yüksek boyutta kümelenmesi hem pratik olmamakta hem de model karmaşasını artırarak performansı etkiyebilmektedir. Bu amaçla 5., 6. ve 7. Değişken Seti için veri setinde bulunan tüm değişkenler (*"Enlem"* ve *"Boylam"* hariç) kullanılarak Temel Birleşen Analizi (PCA - Principal Components Analysis) ile değişken sayısı indirgenmiştir. 5. Değişken Seti için 20, 6. Değişken Seti için 25 ve 7.

Değişken Seti için 35 adet temel bileşen kullanılmış olup 222 adet değişkenin her bir temel birleşen ile olan korelasyonlarının yanı sıra Çizelge 4.4'de her bir temel bileşen ile bu temel bileşen ile yüksek korelasyona sahip değişkenler verilmiştir. Çizelge 4.4'de yer alan 35 temel bileşen ait bilgiler aynı zamanda PCA (20) ve PCA (25) ile elde edilen temel bileşenleri kapsadığı için bu analizlere ait ayrıca bir bilgi sunulmamıştır. Bu doğrultuda Çizelge 4.4'de yer alan ilk 20 temel bileşen PCA (20) ve ilk 25 temel bileşen PCA (25)'i temsil etmektedir.

Çizelge 4.4. Temel Bileşenler ile yüksek korelasyona sahip bağımsız değişkenlerin listesi

Temel Bileşen	Yüksek Korelasyona Sahip Olduğu Değişkenler	Beklenen Öz Değer	Varyans Oranı
PC 1	Brüt Metre Kare, Banyo Sayısı, Asansör, Hidrofor, Kamera Sistemi, Su Deposu, Alarm Hırsız, Alarm Yangın, Alüminyum Doğrama, Ankastre Fırın, Duvar Kâğıdı, Ebeveyn Banyosu, Fiber İnternet, Fırın, Giyinme Odası, Gömme Dolap, Görüntülü Diafon, Hilton Banyo, Isıcam, Mutfak Ankastre, Set Üstü Ocak, Sıfır Daire	16,588	0,080
PC 2	Kat Sayısı, Kredi Uygunluk, Asansör, Bina Yaş (1-4), Merkezi Isıtma	9,167	0,044
PC 3	Bulunduğu Kat, Bina Kat Sayısı, Kredi Uygunluk, Güvenlik, Jeneratör, Oyun Parkı, Kapıcı, Spor Alanı, Tenis Kortu, Yangın Merdiveni, Şofben, Park-Yeşil Alan, Spor Salonu, İtfaiye, Metro, 500m Park ve Yeşil Alan, 1km Park ve Yeşil Alan, 500m Lise, 1 km Lise, 1 km Metro	6,751	0,032
PC 4	Oda Sayısı, Net Metre Kare, Brüt Metre Kare, Bulunduğu Kat, Bina Kat Sayısı, Banyo Sayısı, Giyinme Odası, Teras, 200m Anaokulu, 500m Anaokulu, 1km Anaokulu, 500m İlkokul, 200m Ortaokul, 500m Ortaokul, 1km Ortaokul, 500m Otoyol, 1km Üniversite, 200m Hastane, 500m Hastane, 1km Hastane, 500m Karakol, 1km Karakol, 1km Metro, 3km Ceza Evi, 1km Belediye Binası, 2km Belediye Binası, 1km Banka, Yıl (2021)	4,374	0,021
PC 5	1 km Anaokulu, , 500m Ortaokul, 1km Ortaokul, 500m Hastane, 1km Hastane, 1km Karakol, 1km Belediye Binası, Yıl (2022), 5, Ay, 6, Ay	3,919	0,018
PC 6	Oda Sayısı, Salon Sayısı, Net Metre Kare, Brüt Metre Kare, Bulunduğu Kat, , Banyo Sayısı, Teras, Kat Dubleks, Çatı Dubleks, Yıl (2022), 5, Ay, 6, Ay	3,565	0,017
PC 7	Oda Sayısı, Net Metre Kare, Brüt Metre Kare, Çatı Dubleks, Hastane, Lise, Market, Sağlık Ocağı, Semt Pazarı, İlk Okul, Metro, 500m Metro, 1km Metro, Kombi Isınma Tipi, Ev Sahibi Oturuyor, Yıl (2021), 12, Ay	3,276	0,015
PC 8	Ahşap Doğrama, Alüminyum Doğrama, Amerikan Mutfak, Barbekü, Beyaz Eşya, Bulaşık Makinası, Buzdolabı, İntercom Sistemi, Marley, Laminanat Mutfak, Panjur, Teras, Wi-Fi, Çamaşır Kurutma Makinası, Çamaşır Makinası, Fuar Alanı, Üniversite, Şehir Merkezi, Hava Alanı, Yıl (2021), 12, Ay	3,142	0,015
PC 9	Siding, Uydu, Bulaşık Makinası, İntercom Sistemi, Marley, Mutfak Doğal Gazı, Panjur, Çamaşır Makinası, Şofben, 500m Otoyol, 1km	2,968	0,014

	Otoyol, 1km Üniversite, 500m Hastane, 500m Metro, 1km Metro, Bina Yaş (1-4), Bina Yaş (5-10), Ev Sahibi Oturuyor, Kiracı Oturuyor		
PC 10	Doğa Manzarası, Şehir Manzarası, Metro, 500m İçerisindeki Otobüs Durak Sayısı, 500m Otoyol, 1km Otoyol, 1km Üniversite, 500m Metro, 1km Metro, Kombi Isınma Tipi, Kullanım Durumu Boş	2,859	0,013
PC 11	Isı Yalıtım, Otopark, Beyaz Eşya, Bulaşık Makinesi, Buzdolabı, Çamaşır Kurutma Makinası, Çamaşır Makinası, 200m Park, Sahibinden, Yıl (2022), 1, Ay, 2, Ay, 3, Ay	2,433	0,011
PC 12	Beyaz Eşya, Bulaşık Makinası, Buz Dolabı, Çamaşır Makinası, Ara Kat, Yıl (2021), 12, Ay, 5, Ay, 6, Ay	2,347	0,011
PC 13	Kablo TV, Ankastre Mutfak, Mutfak Doğal Gazı, Wi-Fi, Bahçeli, Zemin Kat, Havuz, 200m Park, 500m Karakol, 1km Karakol, 1km Metro, Sahibinden, İnşaat Firmasından	2,284	0,011
PC 14	Havuz, Tren İstasyonu, 200m Otobüs Durağı, 500m İçerisindeki Otobüs Durak Sayısı, 200m Otoyol, 500m Otoyol, 1km Otoyol, 1km Hastane, 500m Tren Durağı, 500m Banka, Bina Yaş (21-25), Sahibinden, İnşaat Firmasında	2,253	0,010
PC 15	Isıcam, Seramik Zemin, Ara Kat Dubleks, Bahçe Dubleks, Bahçeli, Forleks, Kat Dubleks, Tripleks, Zemin Kat, Doğa Manzarası, Alışveriş Merkezi, Belediye, Şehir Merkezi, Bina Yaş (1-4), Ev Sahibi Oturuyor	2,052	0,009
PC 16	Alaturka Tuvalet, Boyalı, Bulaşık Makinası, Buzdolabı, Kartonpiyer, PVC Doğrama, Çamaşır Makinası, En Üst Kat, Cem Evi, Fuar, Üniversite, Hava Alanı, 1km Göl, 500m Karakol, 1km Karakol, 500m Metro, 1km Belediye Binası, Emlak Ofisinden	2,032	0,009
PC 17	Ahşap Doğrama, Akıllı Ev, Hırsız Alarmı, Yangın Alarmı, Ara Kat Dubleks, Bahçe Dubleks, Forleks, Tripleks, Havra, Metro, Sıfır Daire, Emlak Ofisinden	1,974	0,009
PC 18	Kartonpiyer, Bahçe Dubleks, Bahçe Kat, Bahçeli, Forleks, Tripleks, Zemin Kat, Havuz, Üniversite, 200m İlkokul, 200m Ortaokul, 500m Ortaokul, 200m Lise, 200m Hastane, 500m Hastane, 3km Ceza Evi, Bina Yaş (11-15), İnşaat Firmasından	1,953	0,009
PC 19	Jeneratör, Tenis Kortu, Güney Cephe, Havuz, Şehir Manzarası, 200m Otoyol, 500m Otoyol, Kullanım Durumu Boş, Emlak Ofisinden, İnşaat Firmasından	1,884	0,009
PC 20	Kablo TV, Fırın, Çamaşır Odası, En Üst Kat, Fuar, Hava Alanı, 200m Anaokulu, 500m Anaokulu, 1km Anaokulu, 1km İlkokul, 200m Otoyol, 500m Otoyol, Ev Sahibi Oturuyor	1,797	0,008
PC 21	Siding, Küvet, Marley, Panjur, Set Üstü Ocak, Wi-Fi, Ara Kat, Bahçe Dubleks, Cem Evi, Fuar Alanı, Üniversite, Hava Alanı, Otobüs Durağı, 200m Banka	1,735	0,008
PC 22	Kreş, Jakuzi, Çamaşır Kurutma Makinası, Ara Kat, 500m Ortaokul, 1km Otoyol, 1km Gol, 200m Hastane, 500m Hastane, Bina Yaş (1-4)	1,653	0,008
PC 23	Bulunduğu Kat, Kreş, Jakuzi, Çamaşır Kurutma Makinası, Şömine, En Üst Kat, Giriş Kat, Otobüs Durağı, 200m Anaokulu, Kullanım Durumu Boş	1,619	0,007
PC 24	Bulunduğu Kat, Bina Kat Sayısı, Akıllı Ev, Marley, Batı Cephe, En Üst Kat, Forleks, Havra, Kilise, 500m İlkokul, 1km İlkokul, Bina Yaş (1-4), Bina Yaş (21-25), Merkezi Isınma Tipi	1,575	0,007

PC 25	Kablo TV, Uydu, ADSL, Bulaşık Makinası, Buzdolabı, Wi-Fİ, Çamaşır Makinası, Ara Kat, Park ve Yeşil Alan, 200m İlkokul, 200m Ortaokul, 500m Metro, Bina Yaş (16-20), Bina Yaş (26-30)	1,549	0,007
PC 26	Tenis Kortu, Ankastre Fırın, Duvar Kağıdı, Duşa kabin, Fırın, Ankastre Mutfak, Set Üstü Ocak, Spot Aydınlatma, Vestiyer, Havuz, Güney Cephe, 200m Lise, 500m Lise, 500m Üniversite, 1km Üniversite, 200m Banka, 500 Banka	1,514	0,007
PC 27	Bulunduğu Kat, ADSL, Akıllı Ev, Amerikan Kapı, Duşa Kabin, Parke Zemin, Wi-Fi, Şofben, Doğu Cephe, Havra	1,507	0,007
PC 28	Tenis Kortu, Alaturka Tuvalet, Jakuzi, Şofben, Doğu Cephe, Bahçeli, 200m Otobüs Durağı, 500m Anaokulu, 200m İlkokul, 500m İlkokul, 500m Metro, Bina Yaş (21-25), Kiracı Oturuyor	1,481	0,007
PC 29	Müstakil Havuz, Ahşap Doğrama, Barbekü, Jakuzi, Klima, Parke Zemin, Çamaşır Kurutma Makinası, Şömine, Doğu Cephe, Kuzey Cephe, Cem Evi, 500m Tren, Bina Yaş (16-20), 4, Ay	1,420	0,006
PC 30	Bulunduğu Kat, Giyinme Odası, Mobilya, Doğu Cephe, Kuzey Cephe, Bahçeli, En Üst Kat, Cadde, Teleferik, 200m Lise, 200m Otoyol, 200m Karakol, 200m Banka, 2, Ay	1,334	0,006
PC 31	Kapalı Garaj, Boyalı, Küvet, 200m Lise, 200m Otoyol, Bina Yaş (11-15), Bina Yaş (31ve üstü), Kullanım Durumu Boş, Sahibinden, 4, Ay, 6, Ay, 7, Ay	1,330	0,006
PC 32	Müstakil Havuz, Barbekü, Hilton Banyo, PVC Doğrama, Çamaşır Kurutma Makinesi, Çamaşır Odası, Şömine, Ara Kat, Bahçeli, Ters Dubleks, Doğa Manzarası, Bina Yaş (21-25), Kombi ile Isıtma, Ev Sahibi Oturuyor, 6, Ay	1,298	0,006
PC 33	Siding, Fırın, Klima, Set Üstü Ocak, Doğu Cephe, Kuzey Cephe, Kilise, Teleferik, 500m İlkokul, Bina Yaş (26-30), 2, Ay, 4, Ay	1,280	0,006
PC 34	Kamera Sistemi, Duşa Kabin, Küvet, Vestiyer, Giriş Kat, Kat Dubleks, Bina Yaş (21-25),	1,259	0,006
PC 35	Hamam, Kapalı Yüzme Havuzu, Akıllı Ev, Amerikan Mutfak, Boyalı, Gömme Dolap, Kartonpiyer, Klima, Termosifon, Bahçe Katı, Havuz, Havra, Otobüs Durağı, 200m İlkokul, 200m Anaokulu, 200m Otoyol, 500m Üniversite, 200m Hastane, 200m Banka, Bina Yaş (5-10), Isınma Tipi Yerden Isıtma, 5, Ay	1,250	0,005

Çizelge 4.4 kapsamında Temel Bileşen Analizi ile elde edilen 35 farklı temel bileşen ve bu bileşenlerle yüksek korelasyona sahip değişkenler verilmektedir. Tablo 4 sunulan Temel bileşenler ile yüksek korelasyona sahip değişkenler belirlenirken 0,10 korelasyon değerinden daha yüksek korelasyon değerine sahip bağımsız değişkenler kullanılmıştır. Temel bileşenler ile yüksek korelasyona sahip bağımsız değişkenler bu temel bileşenin oluşturulmasında temel oynamaktadır. PC 1 üzerinden bu durumu açıklamak gerekir ise Brüt Metre Kare, Banyo Sayısı, Asansör ve Sıfır Daire vb. değişkenler ile olan yüksek korelasyonu PC 1'in veri setinde gayrimenkulün genel yapısal özelliklerini temsil ettiğini göstermektedir. Bu durum tüm diğer temel bileşenler ve yüksek korelasyona sahip olduğu

bağmışız değişkenler için de söz konusudur. Ayrıca tablo da sunulan Beklenen Öz Değerler, belirli bir bileşenle ilişkili standartlaştırılmış varyansı temsil etmektir. Kaiser-Harris ilkesi gereğince 1'den yüksek beklenen öz değerlere sahip temel bileşenler seçilmesi gerekmektedir (Kaiser, 1960). Bu nedenle çalışma kapsamında maksimum 35 adet temel bileşen kullanılmıştır. Ayrıca her bir temel bileşen ait varyans oranı her bir bileşen tarafından hesaplanan varyans miktarını temsil etmektedir (Ceh vd. 2018: 8). PC 1 üzerinde varyans oranını açıklamak gerekir ise PC 1'in 0,080 üzerinde varyans oranına sahip olduğunu ve 222 değişkendeki varyansın yüzde 8'ini açıkladığını söylemek mümkün olacaktır.

Temel Bileşen Analizi ile yeni değişken setleri oluşturulduktan sonra Çizelge 4.3'de de sunulan 6 farklı değişken setlerinin BIRCH kümeleme yöntemi ile kümelere ayrılması ve her bir kümenin analiz edilerek kümeleme analizi için en uygun değişken setinin seçilmesi gerekmektedir. Bu amaçla kümelenen her bir değişken seti XGBoost yaklaşımı ile modellenerek tahmin sonuçları karşılaştırılmıştır. Kümeleme yaklaşımın seçim sürecinde olduğu gibi minimum 2 küme, maksimum 8 küme olacak şekilde her bir değişken seti için kümeleme analizleri gerçekleştirilmiş ve elde edilen her bir küme özelinde XGBoost ile regresyon modelleri gerçekleştirilmiştir. Elde edilen her bir kümenin %85'i eğitim seti olarak kullanılırken kalan % 15 test veri seti olarak kullanılmıştır. Ayrıca belirtilmelidir ki Çizelge 4.3'de verilen değişkenler sadece kümeleme analizi kapsamında kullanılmış olup XGBoost ile gerçekleştirilen modelleme aşamalarında tüm veri seti kullanılmıştır. Çizelge 4.5'de sunulan her bir değişken setine ait metrikler bu değişken setleri ile elde edilen kümeleme analizleri sonucu XGBoost ile gerçekleştirilen test veri setine ait tahminlerin sonuçlarını yansıtmaktadır.

Çizelge 4.5'de görülmekte olduğu üzere her bir kümeleme yöntemi 8 farklı küme sayısı ile ayrı ayrı test edilmiştir. Ayrıca belirtilmelidir ki kümeleme yönteminin seçim aşamasında olduğu gibi XGBoost ile gerçekleştirilen tahmin modelleri her bir küme için ayrı ayrı uygulanmıştır. Bu durumu örneklemek adına 1. Değişken Setine (Enlem ve Boylam) göre tüm veri seti BIRCH yöntemi ile $k=2$ değerine göre öncelikli olarak 2 kümeye ayrılmıştır. Bu kümeleme analizi sonrasında 3.923 ve 5.266 adet gayrimenkulden oluşan 2 ayrı küme elde edilmiştir. Daha sonrası elde edilen her bir küme için ayrı ayrı XGBoost ile modeller geliştirilmiş ve test veri seti üzerinde tahminler elde edilmiştir. Izgara araması sonrasın her bir küme için elde edilen en iyi tahmin sonuçları elde edilerek modellenen küme eleman

sayına göre ağırlık ortalamaları alınarak *k=2* küme sayısı için ortalama metrikler hesaplanmıştır. Tüm bu süreçler her bir *k* değeri ve her bir model için tekrarlanarak Çizelge 4.5'de sunulan metrikler hesaplanmıştır.

Çizelge 4.5'de görülmekte olduğu üzere test veri setleri üzerinde gerçekleştirilen tahmin sonuçlarına göre en düşük MAPE değeri 1. Değişken Seti olan *"Enlem"* ve *"Boylam"* değişkenlerine göre gerçekleştirilen kümele analizi sonucunda elde edilmiştir. En düşük RMSE değeri ise 2. Değişken Seti olan *"Enlem", "Boylam", "Oda Sayısı"* ve *"Brüt Metre Kare"* değişkenleri ile elde edilen kümele analizi sonucunda elde edilmiştir. 3. ve 4. Değişken Setleri her ne kadar kötü performans sergilemeseler de 1. ve 2. Değişken Setlerine nazaran daha kötü tahmin performansı ortaya koymuşlardır. Ayrıca Temel Bileşen Analizi sonrasında elde edilen değişken setlerini temsil eden 5., 6. ve 7. Değişken Setleri en kötü performansı sergilemelerinin yanı sıra en yüksek model tahmin varyansına sahip değişken setleri olmuşlardır. Temel Bileşen Analizi gayrimenkul değerleme alanında değişken indirgemede sıklıkla başarılı olarak kullanılsa da (Zurada vd., 2006; Čeh vd., 2018; Sairi vd., 2022; Sandbhor ve Chaphalkar, 2019) özellikle mevcut veri kümesi kapsamında alt gayrimenkul piyasaların belirlenmesinde başarılı sonuçlar ortaya koymamıştır. Tüm bu sonuçlar ışığında her ne kadar 1. ve 2. Değişken setleri farklı metrikler altında başarılı sonuçlar ortaya koymuş olsalar da hem 1. Değişken Seti ile farklı küme sayısı değerleri için elde edilen sonuçların daha düşük farklara sahip olması hem de 1. Değişken Setinin daha az değişken sayısına sahip olması nedeni ile çalışmanın ilerleyen kısımların kümeleme analizinde kullanılmak üzere 1. Değişken Seti seçilmiştir.

Çizelge 4.5. Sincan ilçesinde yer alan gayrimenkullerin farklı değişken setleri ile kümeleme sonuçları

Küme Sayısı	1.Değişken Seti		2.Değişken Seti		3.Değişken Seti		4.Değişken Seti		5.Değişken Seti		6. Değişken Seti		7.Değişken Seti	
	RMSE	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**
k=2	101.087	0,0888	103.696	0,0878	102.465	0,0884	100.520	0,0891	103.239	0,0896	103.621	0,0899	110.069	0,0911
k=3	101.973	**0,0866**	**98.814**	0,0886	103.411	0,0898	99.826	0,0898	108.992	0,0903	102.518	0,0893	101.978	0,0886
k=4	101.306	0,0882	102.194	0,0888	105.206	0,0918	100.835	0,0897	107.431	0,0901	111.563	0,0939	113.146	0,0946
k=5	101.302	0,0881	100.761	0,0882	103.992	0,0930	101.887	0,0892	108.331	0,0902	109.924	0,0908	112.758	0,0955
k=6	101.278	0,0878	102.042	0,0893	104.814	0,0909	101.341	0,0891	111.053	0,0922	113.909	0,0932	111.184	0,0928
k=7	103.686	0,0875	101.050	0,0894	103.786	0,0911	108.371	0,0928	109.429	0,0920	109.455	0,0905	110.457	0,0937
k=8	103.641	0,0881	104.373	0,0921	106.915	0,0949	105.951	0,0935	111.306	0,0920	113.571	0,0914	112.217	0,0934

Tüm bu kümeleme analizleri sonucu elde edilen sonuçlara ek olarak gayrimenkul alt pazarlarının belirlenmesine kullanılan sezgisel yöntemlerinde incelenmesi sonuçların tutarlılığı ve sağlamlığı açısında önemlidir. Bu nedenle Sincan ilçesinde bulunan gayrimenkuller oda sayılarına göre gruplanmış ve bu neticede elde edilen gruplara ait gözlem sayıları ile birlikte her bir kümeye ait XGBoost ile gerçekleştirilen tahmin sonuçları Çizelge 4.6'de sunulmaktadır.

Çizelge 4.6. Sincan ilçesinde yer alan gayrimenkullerin oda sayısına göre gruplandırıldıktan sonra elde edilen sonuçlar

Oda Sayısı	**Gözlem Sayısı**	**MAPE**	**RMSE**
1	17	0,4223	142.493
2	732	0,0839	83.325
3	7290	0,0849	97.607
4	988	0,1028	163.148
5	115	0,1166	131.101
6	29	0,0819	138.423
7 ve üstü	18	0,0614	131.583
Ortalama		0,0877	104.213

Çizelge 4.6'da görülmekte olduğu üzere Sincan ili kapsamında yoğun olarak 3 odaya sahip gayrimenkuller yer almaktadır. Oda sayısına göre yapılan gruplandırma neticesinde toplamda 7 farklı küme oluşturulmuş ve her bir küme ayrı ayrı XGBoost ile modellenerek test veri seti üzerinden Çizelge 4.6'da sunulan metrikler elde edilmiştir. Her ne kadar oda sayısı bazında elde edilen MAPE ve RMSE değeri BIRCH kümeleme yöntemi ile elde edilen MAPE ve RMSE değerlerinden daha yüksek olsa da görece olarak başarılı sonuçlar ortaya koymaktadır. Elde edilen bu olumlu sonuçlar neticesinde analiz kapsamımızı bir adım da öteye götürerek oda sayısına göre gruplanmış veri setleri üzerinde bir kümeleme yaklaşımının gerçekleştirilmesinin olası sonuçlarını da çalışmamız kapsamına dâhil edilmiştir. Bu amaç ile Sincan ilçesine ait veri seti öncelik olarak Çizelge 4.6'da da sunulduğu üzere oda sayısına göre 7 farklı gruba ayrılmış ve elde edilen bu yeni gruplar üzerinden 500'den fazla gözleme sahip olan gruplar için BIRCH kümeleme yaklaşımı ile sadece konum verileri kullanılarak kümeler oluşturulmuştur. Bu kapsamda Sincan ilçesi için oda sayısı 2 (732 gözlem), 3 (7290 gözlem) ve 4 (988 gözlem) olan gruplar üzerinde BIRCH kümeleme yaklaşımı gerçekleştirilmiş ve elde edilen bu yeni kümeler

üzerinden daha önceki adımlarda gerçekleştirildiği üzere XGBoost ile tahmin sonuçları elde edilmiştir. Bu analizler sonucunda elde edilen sonuçlar Çizelge 4.7'de sunulmaktadır.

Çizelge 4.7. Oda sayısına göre gruplandırma sonra BIRCH kümeleme yöntemi ile gerçekleştirilen analiz sonuçları

Küme Sayısı	Oda Sayısı: 2		Oda Sayısı: 3		Oda Sayısı: 4	
	RMSE	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**	**RMSE**	**MAPE**
k=2	93.480	0,0910	**95.024**	**0,0837**	156.713	0,0922
k=3	78.865	0,0854	95.323	0,0838	146.078	0,0874
k=4	**81.406**	**0,0819**	92.571	0,0843	**144.308**	**0,0850**
k=5	84.988	0,0950	93.537	0,0845	150.297	0,0869
k=6	86.342	0,0935	94.071	0,0853	176.409	0,0981
k=7			93.924	0,0850		
k=8			94.142	0,0854		

Çizelge 4.7'de görülmekte olduğu üzere oda sayısı 2 ve 4 olan kayıtlar için maksimum küme sayısı 6 olarak belirlenmiştir. Bu durumun en temel nedeni bu gruplara ait gözlem sayısının az olmasından kaynaklı olarak daha büyük *k* değerleri ile oluşan küme eleman sayılarının XGBoost ile modelleme gerçekleştirmeye uygun olmamasıdır. Çizelge 4.7'de yer alan sonuçlar incelendiğinde oda sayısı 2 olan kayıtlar için en uygun *k* değeri 4, oda sayısı 3 olan kayıtlar için en uygun *k* değeri 2 ve oda sayısı 4 olan kayıtlar için en uygun *k* değeri 4 olarak belirlenmiştir. Elde edilen bu yeni sonuçlar ışığında Çizelge 4.7'da sunulan analiz sonuçlarının güncellenmesi gerekmektedir. Bu kapsamda Çizelge 4.8'de oda sayılarının kümelenmesinin öncesi ve sonrası elde edilen analiz sonuçları yer almaktadır.

Çizelge 4.8. Sincan ilçesinde yer alan gayrimenkullerin oda sayısına göre gruplandırıldıktan sonra elde edilen sonuçlar ve bu grupların BIRCH kümeleme yöntemi ile elde edilmiş yeni sonuçları

Oda Sayısı	Gözlem Sayısı	Önceki MAPE	Önceki RMSE	Sonraki MAPE	Sonraki RMSE
1	17	0,4223	142.493	0,4223	142.493
2	732	0,0839	83.325	**0,0819**	**81.406**
3	7290	0,0849	97.607	**0,0837**	**95.024**
4	988	0,1028	163.148	**0,0850**	**144.308**

5	115	0,1166	131.101	0,1166	131.101
6	29	0,0819	138.423	0,0819	138.423
7 ve üstü	18	0,0614	131.583	0,0614	131.583
Ortalama		0,0877	104.213	**0,0846**	**99.986**

Çizelge 4.8'de görülmekte olduğu üzere oda sayılarına göre oluşturulmuş gruplar üzerinde gerçekleştirilen kümeleme analizi sonrası elde edilen sonuçlar çok daha iyi performans ortaya koymaktadır. Kümeleme analizinin gerçekleştirildiği tüm oda sayısı gruplarında performans artışı gözlemlenmekle birlikte ilçe bazındaki ağırlıklı ortalamada da tahmin performansı yükselmiştir.

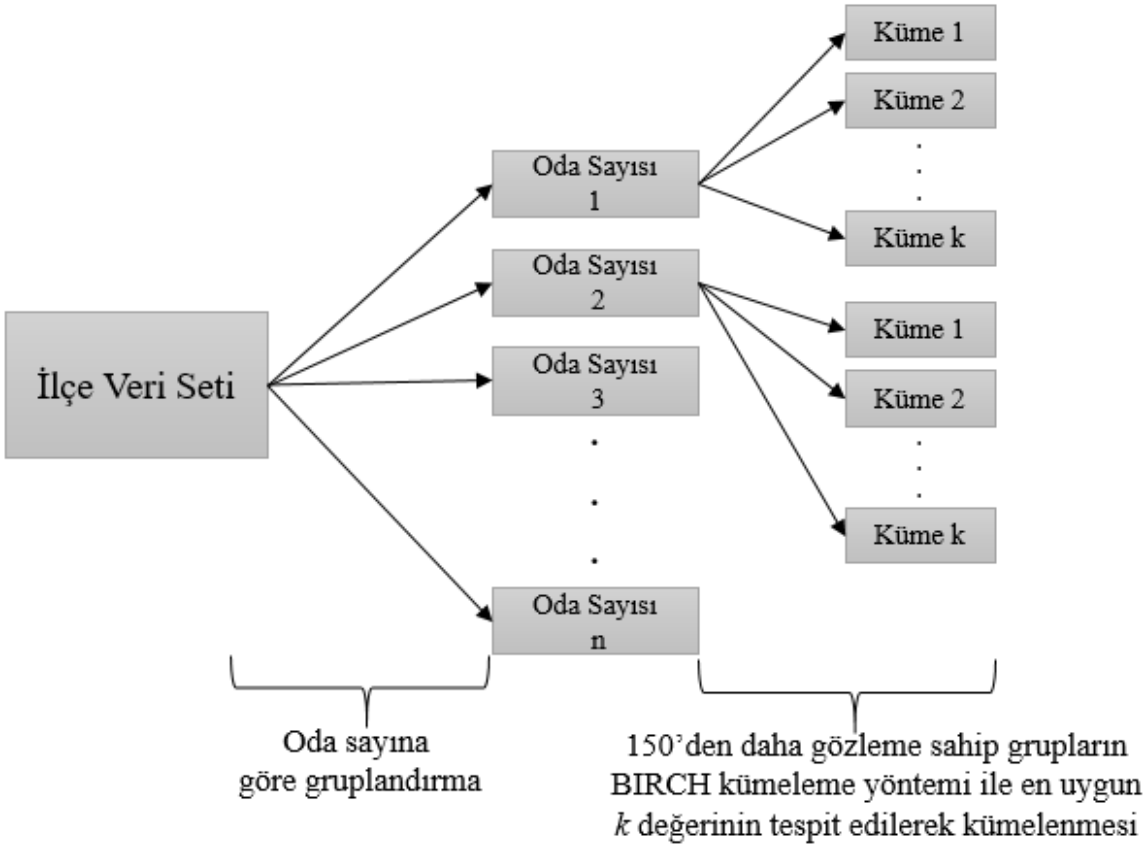
Tüm ilçeler kapsamında kümeleme analizlerine geçilmeden önce bu aşamaya kadar gerçekleştirilen tüm yaklaşımların ve herhangi bir kümeleme analizi gerçekleştirilmemiş tüm veri setine ile modelleme sonuçlarının karşılaştırılması, analizlerin hem sağlamlığını hem de gerekliliğini test etmek amacı ile faydalı olacaktır. Bu amaç ile Sincan ilçesine ait tüm veri seti herhangi bir kümeleme gerçekleştirilmeden XGBoost ile modellenmiştir. Elde edilen sonuçlar ve tasarlanan diğer yaklaşıma ait metrik değerleri Çizelge 4.9'da sunulmaktadır.

Çizelge 4.9. Elde edilen tüm kümeleme ve gruplandırma yaklaşım sonuçlarının karşılaştırılması

Yaklaşım	MAPE	RMSE
Sincan İlçesi Tüm Veri Kümesi	0,088	102.812
BIRCH (1. Değişken Seti)	0,0866	101.973
Oda Sayısına Göre Gruplama	0,0877	104.213
Oda Sayısı Grupları üzerinde BIRCH	**0,0846**	**99.986**

Çizelge 4.9'da sunulmakta olduğu üzere tüm veri setine nazaran kümeleme analizleriyle elde edilen alt pazarlar üzerinde gayrimenkul fiyat tahmini gerçekleştirmenin tahmin performansı bariz bir şekilde artırdığı görülmektedir. Oda sayısına göre yapılan gruplandırma tahmin başarısını artırsa da veri dayalı denetimsiz öğrenme yaklaşımları ile gerçekleştirilen kümelerden elde edilen tahmin performanslarından daha iyi sonuçlar sunamamaktadır. Analizlerin en çarpıcı sonuçları oda sayısına göre gruplandırma ile BIRCH kümeleme yaklaşımının birleştirilmesinden elde edilmiştir. Tüm bu deneysel analiz sonuçlarına göre oda sayısına göre gruplandırılan veriler üzerinde BIRCH kümeleme yaklaşımı ile elde edilen

kümeler gayrimenkul fiyat tahmini için en uygun alt pazarları temsil etmektedir. Bu nedenle çalışmanın ilerleyen kısımlarında geri kalan tüm ilçeler için alt pazarların tespitinde Şekil 4.2'de de detaylı tanımlanan bu süreç takip edilmektedir.



,

Şekil 4.2. Çalışma kapsamında alt pazarların tespit edilmesinde kullanılan yaklaşım

Şekil 4.2'de de görülmekte olduğu üzere her bir ilçe veri seti öncelikli olarak oda sayılarına göre gruplandırılmaktadır. Ardından oda sayısına göre gruplandırılan bu alt veri setleri içerisinden 150'den daha fazla gözleme sahip olanlar BIRCH yöntemi ile *"Enlem"* ve *"Boylama"* göre kümelenmektedirler. Kümeleme aşamasında en uygun *k* değerinin belirlenmesin için farklı küme sayıları ile XGBoost yöntemi ile regresyon modelleri oluşturularak gayrimenkul fiyat tahmin hata oranlarından yararlanılmaktadır. Şekil 2'de de detaylı olarak sunulan tüm bu tüm aşamalar tüm ilçelere kapsamına gerçekleştirilerek her bir ilçe için alt pazarlar tespit edilmiştir. Elde edilen tüm alt pazarlara dair bilgiler Çizelge 4.10'da sunulmaktadır.

Çizelge 4.10. Geliştirilmiş olan aşamalı alt pazar belirleme yaklaşımı sonucu elde edilen kümeler

İlçe	Oda Sayısına Göre Gruplandırma		Kümeleme Analizine Gruplandırma	
	Oda Sayısı	Gözlem Sayısı	Küme	Gözlem Sayısı
Akyurt	2 oda	23	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	3 oda	281	Kümeleme Uygulanmamıştır. (Her ne kadar kümeleme analizi gerçekleştirilse de analiz sonucunda gözlemlerin çok büyük bir kısmı tek bir kümede toplanması nedeni ile 3 odaya sahip tüm gözlemler tek bir veri seti olarak alınmıştır.)	
	4 oda	38	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	5 oda	6	Kümeleme Uygulanmamıştır. (Gözlem sayısının modelleme için yetersiz olmasında kaynaklı olarak 5 ve 6 odaya sahip tüm gözlemler 4 oda veri seti içerisine dâhil edilmiştir.)	
	6 oda	5		
Altındağ	1 oda	27	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	2 oda	327	1.küme	178
			2.küme	126
			3.küme	23
	3 oda	4160	1.küme	190
			2.küme	163
			3.küme	1213
			4.küme	1260
			5.küme	1334
	4 oda	910	1.küme	106
			2.küme	207
			3.küme	93
			4.küme	485
			5.küme	19
	5 oda	114	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	6 oda	128	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
Çankaya	1 oda	630	1.küme	211
			2.küme	110
			3.küme	217
			4.küme	92
	2 oda	1754	1.küme	26
			2.küme	168
			3.küme	380
			4.küme	154
			5.küme	122

			6.küme	704
			7.küme	200
			1.küme	289
			2.küme	1954
			3.küme	819
	3 oda	4340	4.küme	932
			5.küme	67
			6.küme	123
			7.küme	156
			1.küme	223
			2.küme	280
			3.küme	80
	4 oda	1732	4.küme	674
			5.küme	434
			6.küme	41
			1.küme	49
			2.küme	29
	5 oda	485	3.küme	190
			4.küme	217
			1.küme	172
	6 oda	182	2.küme	10
	7 ve üstü oda	44	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	1 oda	46	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	2 oda	36	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
			1.küme	184
Çubuk	3 oda	196	2.küme	12
	4 oda	42	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	4 ve üstü oda	54	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
			1.küme	43
			2.küme	28
			3.küme	63
	1 oda	819	4.küme	171
			5.küme	49
Etimesgut			6.küme	465
			1.küme	197
			2.küme	97
	2 oda	1589	3.küme	628
			4.küme	395
			5.küme	252

	3 oda	4791	1.küme	2885
			2.küme	246
			3.küme	327
			4.küme	1333
	4 oda	2419	1.küme	1316
			2.küme	108
			3.küme	995
	5 oda	324	1.küme	292
			2.küme	32
	6 oda	116	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	7 oda	23	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
Gölbaşı	1 oda	183	1.küme	41
			2.küme	66
			3.küme	76
	2 oda	362	1.küme	148
			2.küme	62
			3.küme	70
			4.küme	38
			5.küme	44
	3 oda	521	1.küme	235
			2.küme	121
			3.küme	17
			4.küme	47
			5.küme	101
	4 oda	243	1.küme	51
			2.küme	120
			3.küme	25
			4.küme	24
			5.küme	23
Keçiören	1 oda	58	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	2 oda	957	1.küme	576
			2.küme	87
			3.küme	294
	3 oda	8768	1.küme	15
			2.küme	3989
			3.küme	1292
			4.küme	3472
	4 oda	3110	1.küme	1722
			2.küme	310

			3.küme	203
			4.küme	577
			5.küme	38
			6.küme	15
			7.küme	245
	5 oda	556	1.küme	111
			2.küme	177
			3.küme	129
			4.küme	95
			5.küme	15
			6.küme	29
	6 oda	313	1.küme	183
			2.küme	90
			3.küme	40
	7 oda	41	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
Mamak	1 oda	38	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	2 oda	1020	1.küme	431
			2.küme	336
			3.küme	134
			4.küme	52
			5.küme	67
	3 oda	6562	1.küme	1944
			2.küme	4527
			3.küme	91
	4 oda	1262	1.küme	979
			2.küme	193
			3.küme	90
	5 oda	405	1.küme	147
			2.küme	25
			3.küme	75
			4.küme	158
	6 oda	125	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	7 oda	25	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
Polatlı	3 oda	94	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	4 oda	58	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
Pursaklar	2 oda	126	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	3 oda	1538	1.küme	1526
			2.küme	12
	4 oda	1623	1.küme	850

			2.küme	495
			3.küme	266
	5 oda	50	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	6 oda	40	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
Sincan	1 oda	17	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	2 oda	719	1.küme	536
			2.küme	158
			3.küme	25
	3 oda	7290	1.küme	7210
			2.küme	80
	4 oda	986	1.küme	702
			2.küme	256
			3.küme	28
	5 oda	115	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	6 ve üstü oda	47	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
Yenimahalle	1 oda	355	1.küme	167
			2.küme	174
			3.küme	14
	2 oda	581	1.küme	238
			2.küme	182
			3.küme	161
	3 oda	2659	1.küme	256
			2.küme	1544
			3.küme	797
			4.küme	62
	4 oda	1529	1.küme	570
			2.küme	294
			3.küme	656
	5 oda	259	1.küme	25
			2.küme	155
			3.küme	70
	6 oda	86	Kümeleme Uygulanmamıştır.	
	7 oda	38	Kümeleme Uygulanmamıştır.	

Çizelge 4.10’da sunulan her bir gayrimenkul alt pazarına ait veri kümelerinin elde edilmesi ile birlikte uygulama aşamasının ilk bölümünü oluşturan denetimsiz öğrenme yaklaşımları ile veri yönelimli alt pazar belirleme süreci tamamlanmış olmaktadır. Bu kapsamda buradan elde edilen

toplam 157 adet her bir veri seti bir sonraki aşamada regresyon görevinde gayrimenkul fiyat tahmini için kullanılmaktadır.

Daha önce ortaya konulduğu üzere bu çalışma kapsamında 13 farklı bireysel regresyon modellinin tahmin sonuçları tek bir yığınlama modelli üzerinde birleştirilerek bir meta model oluşturulması amaçlanmaktadır. Bu amaçla öncelikli olarak her bir regresyon modellinin her bir veri seti üzerinde tek tek modellenmesi gerekmektedir. Bu kapsamda her bir modellin parametre optimizasyonun ve optimal sonuç için model kapsamında kullanılacak olan değişken setinin öncelikli olarak belirlenmesi gerekmektedir. Daha önce de bahsedildiği üzere her bir veri seti için ayrı ayrı olacak şekilde özellik seçimi için özyinelemeli öznitelik eleme (RFE) yaklaşımı benimsenmiştir. Ayrıca çalışma kapsamında her bir farklı geleneksel regresyon modelli ve makine öğrenmesi yaklaşımının farklı parametreler altında optimal sonuca ulaşması nedeni ile parametre optimizasyonu gerçekleştirilmiştir.

Mevcut literatür göz önüne alındığında her ne kadar makine öğrenimi yaklaşımları ile birçok çalışma yapılmış olsa da gayrimenkul fiyat tahmini için bu modelleri değiştirmek veya hiperparametre değerlerini ayarlamak için çok az çaba sarf edilmiştir (Kalliola vd., 2021: 2). Makine öğrenimi modellerinin performansı, hiperparametre değerlerinin seçiminden büyük orana etkilenebilmektedir. Kalliola ve diğerleri (2021) çalışmalarında, bir YSA için gerçekleştirdikleri bayesian optimizasyonu ile tahmin doğruluğunun iyileştirilebileceğini göstermektedirler. Ahn ve diğerleri (2012) bu amaç doğrultusunda Ridge regresyon ile genetik algoritmları birleştirmişleridir. Gu ve diğerleri (2011) ise genetik algoritmalar ve ızgara araması ile parametrelerini optimize etikleri destek vektör regresyonu ile gerçekleştirdikleri gayrimenkul değerleme çalışmasında özellikle destek vektör regresyonu için genetik algoritmaların hiperparametre optimizasyonu için uygun bir araç olduğu tespit etmişlerdir. Al-Akhras (2010) ve Sun (2019) YSA'larının hiperparametre optimizasyonunda genetik algoritmaları kullanmışlardır. Chou ve diğerleri (2022), Yacim ve Boshoff (2018b) gibi optimizasyon problemlerinde yaygın olarak kullanılan parçacık sürüsü optimizasyonunu, model parametrelerini optimize etmede tercih etmişlerdir. Ayrıca bir çok çalışma makine öğrenmesi alanının çok çeşitli görevlerinde de olduğu gibi gayrimenkul fiyat tahmini çalışmalarında da sıklıkla model parametrelerinin optimizasyonunda ızgara arama (Grid Search) yaklaşımını benimsemiştir (Lu vd., 2017; Sangani vd., 2017; Mrsic vd., 2020; Mankad, 2021; Depari, 2021). Tüm bu çalışmalar göz önünde bulundurulduğunda uygun bir hiperparametre optimizasyon süreci yüksek tahmin doğruluğu için önemli bir konum teşkil

etmektedir. Bu amaçla birçok çalışmada da tercih edildiği üzere bu çalışmada da hiperparametre optimizasyonu için ızgara arama yaklaşımı kullanılmıştır. Izgara arama yaklaşımı kapsamında, tüm parametre değerlerinin olası tüm kombinasyonları ile model performansının test edilmesi, yüksek zaman gereksinimine neden olsa da olası tüm kombinasyonların göz önünde bulundurması aynı zamanda bu yaklaşımın daha sağlam sonuçlar ortaya koymasına neden olmaktadır. Bu çerçevede, bu çalışmada her bir model dâhilinde hiperparametre optimizasyonu için kullanılan hiperparametere değerleri Çizelge 4.11'de sunulmaktadır.

Çizelge 4.11. Izgara arama ile hiper-parametre optimizasyonunda kullanılan değerler

Yöntem	**Hiper-Parametre**	**Seçilen Aralık**
YSA	Parti Büyüklüğü (Batch Size)	[16, 32, 64, 128, Eğitim için kullanılan veri kümesi sayısı]
	Nöron Sayısı	[16, 32, 64, 128, 256, 512]
	Aktivasyon Fonksiyonu	['Relu', 'Sigmoid', 'Tahn']
	Eğitim Tur Sayısı (Epoch)	[500, 800, 1000]
	Gizli Katman Sayısı	[1, 2, 3]
Rastgele Orman	Tahminci Sayısı (n_estimators)	[100, 200, 300, 400, 500, 600, 700, 800, 1000]
	Maksimum Değişken Sayısı (max_feature)	[0.10, 0.15, 0.18, 0.19, 0.20, 0.25, 0.3, 0.35, 0.4, 0.5]
	Maksimum Derinlik (max_depth)	[4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23]
AdaBoost	Tahminci Sayısı (n_estimators)	[10, 50, 100, 300, 500, 1000, 1500]
	Öğrenme Oranı	[0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 1.0]
	Maksimum Derinlik (max_depth)	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10
XGBoost	Tahminci Sayısı (n_estimators)	[100, 200, 500, 700, 800, 1000, 1500]
	Eta	[0.05, 0.1]
	Maksimum Derinlik (max_depth)	[4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13]
	Alt Örneklem Büyüklüğü (sub_sample)	[0.5, 0.6, 0.7, 0.8]
	Alt Örneklem Değişen Kullanım Oranı (colsample_by)	[0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9]

CatBoost	Tahminci Sayısı (n_estimators)	[30, 50, 100, 200, 500, 800, 1000]
	Öğrenme Oranı	[0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 1.0]
	Maksimum Derinlik (max_depth)	[4, 5, 6, 7, 8, 9, 10]
	Alt Örneklem Büyüklüğü (sub_sample)	[0.2, 0.4,0.5, 0.7, 1.0]
LightGBM	Tahminci Sayısı (n_estimators)	[50, 100, 200, 500, 700, 800, 1000, 1500]
	Öğrenme Oranı	[0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 1.0]
	Maksimum Derinlik (max_depth)	[4, 5, 6, 7, 8, 9, 10]
	Güçlendirme Türü (boost_type)	[“gbdt”, “dart”, “goss”]
DVR	kernel	[“rbf”,”linear”]
	c	[1.5, 5, 10, 20]
	gamma	[1e-7, 1e-6, 1e-5, 1e-4]
	epsilon	[0.1, 0.2, 0.3, 0.5]
MARS	Maksimum Terim Sayısı (max_terms)	[10, 50, 100, 200]
	Maksimumum Tahminci Sayısı (max_degree)	[1, 2]
ElastikNet	alpha	[0.001, 0.01, 0,1, 10, 100, 1000]
	L1 oranı	[0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 1]
Lasso ve Ridge	alpha	[0.001, 0.01, 0,1, 10, 100, 1000]
K-En Yakın Komşu	k	[2 – 20]

Çizelge 4.11’de sunulan tüm değerler her ne kadar ızgara arama sürecine dâhil edilse de bazı değerler modelleme sürecinde tahmin performansı üzerinde herhangi bir olumlu etkiye sahip olamamıştır. Örneğin YSA’lar kapsamında kullanılan “Sigmoid” ve “Tahn” aktivasyon fonksiyonları “Relu” aktivasyon fonksiyonuna karşı bariz bir şekilde daha olumsuz sonuçlar ortaya koymuştur. Bu nedenle belirli sayıda örneklem için olumlu sonuçlar ortaya koymayan hiper-parametre değerleri çalışmanın ilerleyen kısmında zaman karmaşıklığını azaltmak için ızgara arama süreci dışına çıkarılmıştır. Ayrıca bu aşamada belirtilmelidir ki her bir yöntem için belirlenen hiper-parametre setlerine sayısız denemeler sonucunda elde edilen sonuçlara

göre karar verilmiştir. Tüm kapsamda tüm öncül modeller belirlenen hiper-parametreler Ek. 1'de sunulmaktadır.

Tüm bu hiper-parametre aralıkları belirlendikten sonra her bir model geliştirme sürecinde özellik seçim süreci tek tek gerçekleştirilmiştir ve her bir özellik setine göre belirlenen veri kümeleri için bu hiper-parametre optimizasyonu ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir. Bu aşamada her bir model için RFE özellik seçim yöntemi kullanılmıştır. Daha önce belirtildiği üzere RFE ile özellik seçiminde bir tahminci belirlenmesi gerekmektedir. Bu amaç ile kullanılan tahmin modeli herhangi bir özellik önemi sunmuyor ise (YSA, K-En yakın komşu, Mars, DVR gibi) RFE ile özellik seçimi için XGBoost yönteminden yararlanılmıştır. Eğer kullanılan tahmin modeli bir özellik önemi sunuyor ise bu durumda özellik seçimi için de RFE için tahminci olarak aynı yöntemden yararlanılmıştır. Ayrıca RFE ile özellik seçiminde kaç özelliğin seçileceğinin belirlenmesi gerekmektedir. Bu amaçla kaç özelliğin seçileceğine karar vermek amacı ile iteratif bir şekilde minimum 10 özellikten başlanarak her bir iterasyonda sayı artırılarak 220 adet özellik seçilene kadar denemeler gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla her bir iterasyonda her bir veri seti için geliştirilen ElasticNet, Lasso, Ridge ve ÇDR modelleri için 5'er özellik artışı ile 42 farklı özellik seti ile CatBoost, XGBoost, AdaBoost, LightGBM, Rastgele Orman, MARS ve DVR modelleri için 10'ar özellik artışı ile 21 farklı özellik seti ile YSA ise 15'er özellik artışı ile 15 farklı özellik seti için modeller ayrı ayrı geliştirilmiştir. Tüm bu işlemle birlikte veri kümelerinin değerlendirilmesi amacı ile K-katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmışıtr. Bu doğrultuda bu tez çalışmasın da 5-kat tekrarlı bir çapraz değerleme yaklaşımı benimsenmekle birlikte bu süreç modellerin performanslarının iyileştirilmesi adına geliştirilmiştir. Bu amaçla standart bir çapraz değerleme sürecinde özellik seçimi genellikle veri setinin k adet değerlendirme setine bölünmeden önce gerçekleştirilmektedir yani k adet test seti için aynı özelliklerden yararlanılmaktadır. Fakat bu çalışma kapsamında çapraz değerlendirme amacı ile 5'e bölünen her bir farklı veri seti için ayrı ayrı özellik seçimi gerçekleştirilmiştir. Yani çapraz değerlendirme sürecinde kullanılan 5 farklı veri bölümü için ayrı ayrı özellik setleri kullanılmaktadır. Ardından her bir bölüm için bu süreç aynı şekilde 3 defa tekrarlanarak, tekrarlı ve dolayısıyla daha sağlam bir metrik elde etme süreci gerçekleştirilmiştir. Ayrıca bu yaklaşım sayesinde veri kümesi bölünmesi aşamasında fazladan bölünmeye gidilmeden aynı yaklaşımın yığınlama aşamasında da gerçekleştirilmesi sağlanmıştır. Tüm bu süreçlerin sonucunda sadece öncül modellerin geliştirilmesi aşamasında 1 milyardan daha fazla modelleme gerçekleştirilmiştir.

Bu adımların sonrasında en iyi sonucu veren özellik seti ve hiper-parametreler ile birlikte her bir öncül modelin en iyi model tahminleri seçilerek genel model yapısının ikinci aşaması olan yığınlama aşamasına geçilmiştir. Bu amaçla ilerleyen kısımlarda, her bir veri seti kapsamında sunulan çizelgelerde de görülmekte olduğu üzere en iyi metrik değerine sahip öncül model kendi içinde seçilerek test setleri için oluşturdukları tahminler elde edilmiştir. 13 farklı model kapsamında elde edilen bu tahmin değerleri birleştirilerek yığınlama amacı ile meta modeller için veri seti olarak kullanılmaktadır. Ayrıca belirtilemelidir ki bu tez çalışması kapsamında tek bir meta model kullanılmayıp ElasticNet, MARS, XGBoost, AdaBoost ve YSA yöntemlerinden yararlanılarak her bir veri seti için 5 farklı meta model uygulanmıştır. Özellikle bu 5 modellin seçilme amacı ise özellikle meta modellerin geliştirilmesinde ElasticNet'in Çoklu Doğrusal Regresyon, Lasso ve Ridge ile XGBoost'un CatBoost ile AdaBoost'un ise LGBM ile benzer sonuçlar ortaya koymasından kaynaklanmaktadır. Ayrıca bu meta modellerin eğitim aşamasında da Çizelge 4.11'de sunulan hiper-parametre aralıkları kullanılarak ızgara araması gerçekleştirilmiş olup özellik seçimi için de RFE kullanılmıştır. Öncül modellerin geliştirilmesine benzer şekilde bu aşamada da kademeli olarak 2 özellik ile başlanarak 13 adet özelliğe kadar tek tek modellemeler üzerinde özellik seçimi ve parametre optimizasyonları gerçekleştirilmiştir. Tüm bu süreçlerin neticesinde en iyi tahmin performansını ortaya koyan meta model sonuçları raporlanmıştır.

Çizelge 4.12. Akyurt ilçesine ait tüm model sonuçları

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 oda – (23)	MARS	0,184	50382	***1,02***	***16,92***	0,204	115133	1,11	30,91	0,132	34130	***1,01***	***12,94***	0,097	35200	***1,01***	***8,48***	0,005	2221	***1***	***0,34***	0,124	47413	***1,03***	***13,92***
	ÇDR	0,050	14779	***1***	***10,85***	**0,112**	53902	1,05	***13,9***	0,060	15741	***1,01***	***13,7***	0,073	28340	***1,01***	***8,05***	0,016	6860	***1***	***2,34***	0,062	23924	***1,01***	***9,77***
	Lasso	**0,025**	**7483**	***1***	***3***	0,116	**51447**	1,06	***13,64***	0,069	16944	***1,01***	***7,15***	**0,034**	**11891**	***1***	***4,12***	0,016	6621	***1***	***2,25***	**0,052**	**18877**	***1,01***	***6,03***
	Ridge	0,094	26319	***1,01***	***8,95***	0,163	85881	1,09	20,25	**0,059**	17287	***0,99***	***4,75***	0,05	18908	***1***	***5,38***	0,011	4612	***1***	***0,19***	0,075	30601	***1,02***	***7,9***
	ElasticNET	0,064	17995	***1***	***12,19***	0,331	146577	1,13	34,02	0,096	26004	***1,01***	***13,64***	0,053	19938	***1***	***5,73***	0,008	3571	***1***	***1,22***	0,11	42817	***1,03***	***13,36***
	KNN	0,291	77533	*1,04*	*17,15*	0,217	119600	1,12	31,08	0,189	54300	***1,01***	***11,54***	0,088	33300	***1***	***9,14***	0,04	16667	***1***	***3,29***	0,165	60280	***1,03***	***14,44***
	DVR	0,225	57152	***1,03***	***14,73***	0,293	143200	1,14	32,34	0,342	90586	***1,01***	***12,56***	0,154	60403	***1,01***	***9,28***	0,225	97707	***1***	***3,72***	0,248	89810	1,04	***14,53***
	LGBM	0,288	74233	*1,04*	*15,97*	0,301	146722	1,15	33,35	0,38	100000	***1,02***	***10,87***	0,106	39100	***1,01***	***9,49***	0,194	84417	***1***	***3,29***	0,254	88894	1,04	***14,59***
	RF	0,199	58920	***1,01***	*16,36*	0,223	119624	1,12	31,16	0,107	27440	***1,01***	***12,97***	0,05	18850	***1***	***4,78***	0,074	32410	***1***	***2,44***	0,131	51449	1,03	***13,54***
	CatBoost	0,184	48606	***1,02***	***12,59***	0,185	104881	1,10	29,41	0,185	104881	1,10	29,41	0,047	18373	***1,00***	***6,69***	0,011	5101	***1,00***	***2,36***	0,122	56368	1,04	16,09
	XGBoost	0,164	44840	***1,01***	***12,99***	0,183	105424	1,12	42,21	0,061	**15362**	***1,01***	***6,33***	0,056	21552	***1***	***7,84***	**0,002**	**1011**	***1***	***0,14***	0,093	37638	***1,03***	***13,9***
	AdaBoost	0,178	48200	*1,03*	*17,14*	0,263	132985	1,13	35,83	0,140	38200	***1,02***	18,03	0,101	38200	***1,01***	***6,92***	0,067	28333	***1,00***	***6,66***	0,15	57184	1,04	16,92
	YSA	0,099	31133	***1,01***	***9,91***	0,174	104446	1,13	49,85	0,138	33530	***1,02***	***13,64***	0,093	33081	***1***	***13,92***	0,024	10274	***1***	***2,6***	0,106	42493	1,03	17,98
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,045	11846	***0,99***	***4,63***	0,091	39089	1,04	***10,33***	0,044	11951	***1***	***9,27***	0,037	12387	***1***	***3,84***	0,023	9780	***1***	***2,6***	0,048	17011	***1,01***	***6,13***
	MARS	0,036	10357	***1***	***5,52***	**0,084**	**46026**	1,04	***8,51***	0,033	9121	***1***	***5,41***	0,028	10294	***1***	***2,87***	0,011	4724	***1***	***1,16***	**0,038**	**16104**	***1,01***	***4,69***
	AdaBoost	0,025	8000	***1***	***2,6***	0,11	68200	1,07	***14,02***	**0,018**	**5201**	***1***	***1,8***	0,025	9800	***1***	***3,51***	0,016	6667	***1***	***1,65***	0,039	19574	***1,01***	***4,72***
	XGBoost	0,042	12856	***1***	***5,9***	0,132	75218	1,08	15,66	0,034	9016	***1***	***3,32***	**0,024**	**9627**	***1***	***3,01***	0,018	7641	***1***	***1,7***	0,05	22872	***1,02***	***5,92***
	RF	0,039	10842	***1,01***	***4,26***	0,12	71864	1,07	***14,67***	0,056	14464	***1,01***	***7,21***	0,027	10142	***1***	***3,19***	0,009	3557	***1***	***0,87***	0,05	22174	***1,02***	***6,04***
	YSA	**0,02**	**6085**	***1***	***6,59***	0,111	52378	1,05	***13,75***	0,04	10703	***1***	***7,51***	0,027	10522	***1***	***3,22***	**0,006**	**2683**	***1***	***1,07***	0,041	16474	***1,01***	***6,43***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 oda – (281)	MARS	0,105	42658	***1,01***	***9,86***	0,109	48545	***1,01***	***11,52***	0,137	78686	***1,02***	15,22	0,110	40553	***1,02***	***10,18***	0,152	73697	1,03	16,36	0,123	56828	***1,02***	***12,63***
	ÇDR	0,102	42104	***1,02***	***10,22***	0,151	71425	1,03	18,64	0,141	79891	***1,02***	16,36	0,098	39426	***1,01***	***9,63***	0,156	76041	***1,02***	17,17	0,13	61777	***1,02***	***14,4***
	Lasso	0,09	38307	***1,01***	***9,17***	0,135	58153	1,03	14,26	0,115	66162	***1,02***	***11,95***	0,119	46085	***1,01***	***11,24***	0,155	72660	1,03	16,33	0,123	56273	***1,02***	***12,59***
	Ridge	0,094	39274	***1,00***	***9,42***	0,118	49917	***1,02***	***10,69***	**0,103**	**60800**	***1,01***	***13,47***	0,119	47506	***1,01***	***12,35***	0,131	61980	***1,02***	***14,45***	0,113	51895	***1,01***	***12,08***
	ElasticNET	0,107	43373	***1,00***	***10,74***	0,115	47978	***1,02***	***10,33***	0,156	94975	1,06	15,29	0,123	49489	***1,01***	***11,34***	0,154	69203	1,03	16,86	0,131	61004	***1,02***	***12,91***
	KNN	0,127	50034	***1,02***	***10,63***	0,107	51772	***1,02***	***12,50***	0,186	119646	1,05	17,91	0,108	42269	***1,01***	***9,73***	0,150	72932	1,04	15,73	0,136	67331	***1,03***	***13,3***
	DVR	0,194	70189	1,04	15,89	0,158	69883	1,04	17,41	0,258	161361	1,12	31,07	0,190	72086	1,04	16,77	0,231	126041	1,07	25,54	0,206	99912	1,06	21,34
	LGBM	0,285	98299	1,06	21,07	0,224	93535	1,06	22,48	0,299	177043	1,15	33,79	0,291	100534	1,05	19,90	0,236	121879	1,08	23,68	0,267	118258	1,08	24,18
	RF	0,112	43382	***1,02***	***10,51***	0,087	38588	***1,02***	***8,82***	0,162	10375	1,07	17,99	0,100	37487	***1,01***	***9,28***	0,137	65535	1,03	***14,68***	0,12	39073	***1,03***	***12,26***
	CatBoost	0,094	38904	***1,02***	***9,24***	0,105	44684	***1,02***	***10,37***	0,137	88839	1,05	***14,34***	0,104	39618	***1,01***	***9,81***	0,163	77833	1,04	16,52	0,121	57976	***1,03***	***12,06***
	XGBoost	**0,056**	**24580**	***1,00***	***5,98***	**0,073**	**32747**	***1,01***	***7,43***	0,115	71024	***1,03***	***14,42***	**0,055**	**21596**	***1,01***	***6,44***	**0,120**	**59706**	***1,02***	***12,52***	**0,084**	**41931**	***1,01***	***9,36***
	AdaBoost	0,105	43500	***1,02***	***10,70***	0,086	37833	***1,01***	***8,73***	0,134	86027	1,05	17,51	0,096	35758	***1,01***	***13,58***	0,174	85268	1,03	17,33	0,119	57677	***1,02***	***13,57***
	YSA	0,127	50034	***1,02***	***10,63***	0,107	51772	***1,02***	***12,50***	0,186	119646	1,05	17,91	0,108	42269	***1,01***	***9,73***	0,150	72932	1,04	15,73	0,136	67331	***1,03***	***13,3***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,063	26312	***1***	***6,3***	0,095	40549	***1,01***	***8,14***	**0,099**	**61983**	***1,03***	***11,6***	0,08	32760	***1***	***8,07***	0,113	55201	***1,01***	***12,26***	0,09	43361	***1,01***	***9,27***
	MARS	0,054	22838	***1,01***	***5,08***	0,087	39053	***1,01***	***8,17***	0,111	66766	1,03	***14,36***	0,061	23535	***1***	***6,89***	**0,113**	54717	***1,01***	***12,67***	0,085	41382	***1,01***	***9,43***
	AdaBoost	0,056	23909	***1,01***	***6,45***	**0,067**	**29873**	***1,01***	***6,43***	0,106	69885	1,04	***11,86***	0,057	24199	***1***	***5,37***	0,114	**54447**	***1,02***	***12***	**0,08**	40463	***1,02***	***8,42***
	XGBoost	0,053	22793	***1,01***	***5,76***	0,072	32449	***1,01***	***7,06***	0,11	73729	1,04	***13,92***	**0,056**	**23061**	***1***	***5,43***	0,117	57772	***1,02***	***11,92***	0,082	41961	***1,02***	***8,82***
	RF	**0,052**	**21460**	***1,01***	***5,13***	0,069	30031	***1,01***	***6,83***	0,1	66063	1,04	***10,22***	0,063	25364	***1***	***5,57***	0,12	58979	***1,02***	***12,07***	0,081	**40379**	***1,02***	***7,96***
	YSA	0,05	21716	***1,01***	***5,01***	0,071	31851	***1,01***	***7,04***	0,104	66581	1,04	***11,71***	0,059	23877	***1,01***	***6,29***	0,119	58885	***1,02***	***12,66***	0,081	40582	***1,02***	***8,54***

4 oda – (49)	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,163	81889	1,03	15,81	0,079	48412	***1,01***	***7,81***	0,104	59516	***1,02***	***9,62***	0,213	113992	***1,01***	19,76	0,108	86668	***1,03***	***8,69***	0,133	78095	***1,02***	***12,34***
ÇDR	0,046	26783	***1,01***	***5,38***	**0,022**	**14285**	***1***	***2,72***	**0,061**	**33331**	***1,01***	***6,43***	**0,04**	**24167**	***1,01***	***4,17***	**0,027**	**21654**	***1***	***2,34***	**0,039**	**24044**	***1,01***	***4,21***
Lasso	**0,034**	**18693**	***1***	***6,48***	0,04	25573	***1***	***4,04***	0,102	56691	***1,01***	***10***	0,084	41098	***1,01***	***7,61***	0,07	60835	***1,02***	***6,94***	0,066	40578	***1,01***	***7,01***
Ridge	0,056	32077	***1,01***	***6,84***	0,03	17714	***1***	***2,98***	0,075	39683	***1***	***7,78***	0,065	34273	***1,01***	***6,11***	0,034	22916	***1***	***4,21***	0,052	29333	***1***	***5,58***
ElasticNET	0,075	37385	***1,01***	***7,93***	0,046	28885	***1***	***4,58***	0,079	39835	***1,01***	***8,32***	0,071	38265	***1***	***7,51***	0,052	37320	***1,01***	***7,26***	0,065	36338	***1,01***	***7,12***
KNN	0,147	80400	1,03	***14,81***	0,096	57267	***1,02***	***9,58***	0,113	71550	***1,03***	***10,55***	0,154	76283	1,03	***14,23***	0,109	105965	1,05	***12,24***	0,124	78293	***1,03***	***12,28***
DVR	0,178	89607	1,04	17,46	0,12	73392	***1,03***	***11,98***	0,169	101057	1,05	***14,14***	0,138	70657	1,04	***13,77***	0,117	110005	1,05	***11,99***	0,144	88944	1,04	***13,87***
LGBM	0,202	98882	1,04	15,96	0,117	71517	***1,03***	***11,63***	0,203	117146	1,06	16,1	0,163	81538	1,04	***14,46***	0,137	122047	1,05	17,53	0,164	98226	1,04	15,14
RF	0,171	85884	1,03	17,24	0,075	47146	***1,01***	***7,46***	0,168	100300	1,05	***13,41***	0,17	81087	1,04	***14,47***	0,109	98376	1,05	***10,89***	0,139	82559	1,04	***12,69***
CatBoost	0,122	60971	***1,02***	***12,29***	0,037	23748	***1,00***	***3,72***	0,116	73347	1,04	***10,56***	0,119	53361	***1,02***	***11,37***	0,082	78167	1,04	***8,26***	0,095	57919	***1,02***	***9,24***
XGBoost	0,11	55923	***1,02***	***11,1***	0,029	19618	***1***	***2,93***	0,108	70505	***1,03***	***10,53***	0,111	48954	***1,03***	***10,8***	0,063	62854	***1,03***	***6,91***	0,084	51571	***1,02***	***8,45***
AdaBoost	0,133	70600	***1,03***	***13,62***	0,135	90888	***1,02***	***13,74***	0,108	73243	1,04	***9,33***	0,151	79700	1,04	15,64	0,079	72333	***1,03***	***7,77***	0,121	77353	***1,03***	***12,02***
YSA	0,193	110240	1,03	19,45	0,141	97870	1,03	***14,45***	0,232	144959	1,07	24,1	0,165	95777	1,03	18,53	0,223	178107	1,07	21,81	0,191	125391	1,05	19,67
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,04	24585	***1,01***	***4,88***	0,024	15080	***1***	***2,48***	0,058	29869	***1***	***6,78***	0,042	21931	***1,01***	***4,4***	0,025	18147	***1***	***2,56***	0,038	21922	***1***	***4,22***
MARS	0,04	23855	***1***	***4,92***	0,029	17263	***1***	***2,68***	**0,054**	**29210**	***1***	***5,13***	0,037	22688	***1,01***	***4,11***	0,023	17016	***1***	***2,24***	0,037	22006	***1***	***3,82***
AdaBoost	0,058	31450	***1,01***	***6,37***	0,025	16640	***1***	***2,43***	0,071	45541	***1,02***	***8,43***	**0,035**	**18145**	***1,01***	***4,19***	0,041	35648	***1,01***	***4,36***	0,046	29485	***1,01***	***5,16***
XGBoost	0,063	35790	***1,01***	***6,64***	0,024	14966	***1***	***2,7***	0,065	34112	***1***	***6,3***	0,053	27553	***1,01***	***5,49***	0,032	30319	***1,01***	***3,13***	0,047	28548	***1,01***	***4,85***
RF	0,065	34682	***1,01***	***7,2***	0,033	20937	***1***	***3,3***	0,071	43595	***1,01***	***6,82***	0,043	20591	***1,01***	***4,5***	0,046	43216	***1,02***	***4,18***	0,052	32604	***1,01***	***5,2***
YSA	**0,04**	**22812**	***1,01***	***5,32***	**0,021**	**13098**	***1***	***2,51***	0,06	32352	***1***	***6,44***	0,039	23741	***1,01***	***4,13***	**0,02**	**12689**	***1***	***2,09***	**0,036**	**20938**	***1***	***4,1***

Çizelge 4.12'de de görülmekte olduğu üzere Akyurt ilçesi 3 farklı veri kümesinden oluşmaktadır. Akyurt ilçesi için daha önceden belirtildiği üzere herhangi bir kümeleme işlemi gerçekleştirilmemiş olup sadece oda sayılarına göre gruplandırılma yapılmıştır. 23 adet gözlemden oluşan 2 oda kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 5,2'lik MAPE ve 18.877 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymakla birlikte MARS ile gerçekleştirilen meta model % 3,8'lik MAPE ve 16.104 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

281 adet gözlemden oluşan 3 oda kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 8,4'lük MAPE ve 41.931 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında DVR ve LGBM haricinde tüm bireysel modeller hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller içerinde sadece MARS ve ElasticNET hariç olmak diğerleri öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 8,0'lik MAPE ve RF ile gerçekleştirilen meta model 40.379 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

49 adet gözlemden oluşan 4 oda kümesi için öncül modeller içerinde ÇDR, % 3,9'luk MAPE ve 24.044 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında YSA ve LGBM haricinde tüm bireysel modeller hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller içerinde sadece YSA hariç öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 8,0'lik MAPE ve 40.379 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

Çizelge 4.13. Akyurt ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü

Veri Kümesi	Model	< %5	< %10	< %15	> %15
2 oda (23)	M-MARS	0,78	0,96	0,96	0,04
3 oda (281)	M-AdaBoost	0,57	0,71	0,84	0,16
4 oda (49)	M-YSA	0,76	0,88	0,96	0,04

Çizelge 4.12'de yer alan tüm metriklere ek olarak Çizelge 4.13'de görülmekte olduğu üzere en iyi sonuçların elde edildiği meta modellere ait yüzdelik dilimlerde mutlak hata oranların verilmektedir. Bu çerçevede 2 oda (23) veri kümesi için meta model MARS'ın tahminlerinin %78'i, % 5'ten daha az, %96'sı, %10'dan daha az, % 96'sı, %15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece %4'ü, %15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda (281) veri kümesi için meta model AdaBoost'un tahminlerinin %57'si, % 5'ten daha az, %71'i, %10'dan daha az, % 84'ü, %15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece %16'sı, %15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda (49) veri kümesi için meta model YSA'ın tahminlerinin %76'sı, % 5'ten daha az, %88'i, %10'dan daha az, % 96'sı, %15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece %4'ü, %15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. Tüm bu sonuçlar neticesin de her iki çizelge sonuçlarına göre geliştirilen model mimarisinin tüm veri setleri kapsamında yüksek tahmin gücüne sahip olduğunu söylemek yanlış olmayacaktır.

Çizelge 4.14. Akyurt ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

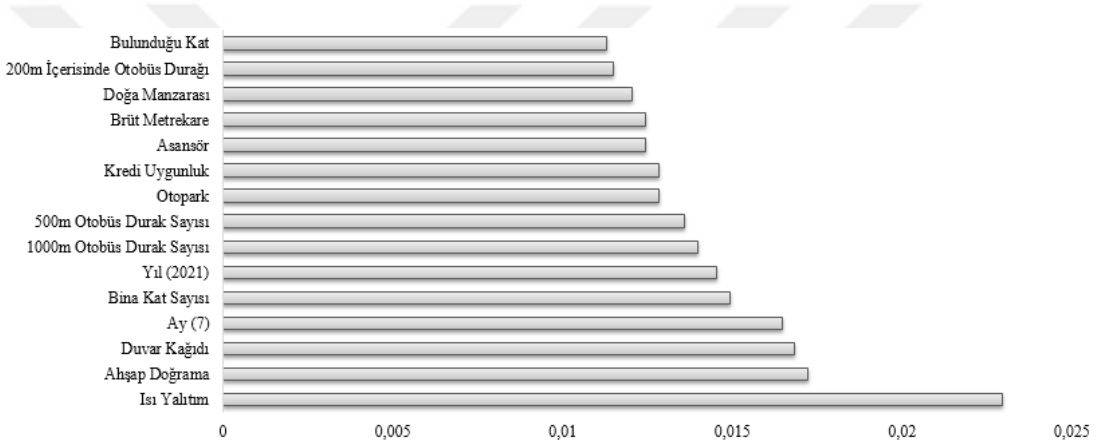
		MARS	ÇDR	Lasso	Ridge	ElasticNet	KNN	DVR	LGBM	RF	CatBoost	XGBoost	AdaBoost	YSA
2 oda (23)	MAPE	8	1	3	6	11	12	13	9	7	4	10	5	2
	MAE	7	1	3	6	11	13	12	8	9	4	10	5	2
	Ortalama	***7,5***	***1***	***3***	***6***	***11***	***12,5***	***12,5***	***9***	***8***	***4***	***10***	***5***	***2***
3 oda (281)	MAPE	6	7	2	9	10	12	13	4	5	1	3	11	8
	MAE	5	4	3	8	10	12	13	1	7	2	6	11	9
	Ortalama	***5,5***	***5,5***	***2,5***	***8,5***	***10***	***12***	***13***	***2,5***	***6***	***1,5***	***4,5***	***11***	***8,5***
4 oda (49)	MAPE	9	4	2	3	8	11	12	10	6	5	7	13	1
	MAE	8	4	2	3	9	11	12	10	6	5	7	13	1
	Ortalama	***7,5***	***4***	***2***	***3***	***8,5***	***11***	***12***	***10***	***6***	***5***	***7***	***13***	***1***
Genel Ortalama		***7,05***	***3,5***	***2,5***	***5,83***	***9,83***	***11,83***	***12,5***	***7,17***	***6,67***	***3,5***	***7,17***	***9,67***	***3,83***

Çizelge 4.15. Akyurt ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		ElasticNet	MARS	AdaBoost	XGBoost	RF	YSA
2 oda (23)	MAPE	4	1	2	5	6	3
	MAE	4	1	2	5	6	3
	Ortalama	***4***	***1***	***2***	***5***	***6***	***3***
3 oda (281)	MAPE	6	5	1	4	2	3
	MAE	6	4	2	5	1	3
	Ortalama	***6***	***4,5***	***1,5***	***4,5***	***1,5***	***3***

4 oda (49)	**MAPE**	3	2	4	5	6	1
	MAE	2	3	5	4	6	1
	Ortalama	***2,5***	***2,5***	***4,5***	***4,5***	***6***	***1***
Genel Ortalama		***2,67***	***2,67***	***4,67***	***4,5***	***2,33***	***2,67***

Akyurt ilçesi kapsamında genel model performansları Çizelge 4.14 ve Çizelge 4.15 de gösterilmektedir. Bu çizelgelerden görülebileceği üzere öncül modeller içerisinde tüm veri seti kapsamında en iyi model 2,5 ortalama sıralama puanı ile Lasso olurken meta modeller açısından ise 2,33 ortalama sıralama puanı ile RF en iyi performans gösteren model olmuştur. Her ne kadar her bir veri seti kapsamında farkı modeller daha iyi sonuçlar sergilemiş olsalar da eğer Akyurt ilçesi kapsamında tek bir öncül model veya tek bir meta model seçilmesi gerekir ise bu modellerin seçilmesi uygun olacaktır.



Şekil 4.3. Akyurt ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler

Şekil 4.3'de Akyurt ilçesi kapsamında oluşturulan tüm veri kümeleri ve tüm öncül modeller için özellik seçimi sonrasında en çok kullanılan ilk 15 değişkene ait kullanım oranları sunulmaktadır. Burada oluşturulan sıralama modelleme esnasında özellik seçim aşamasında en çok seçilen özelliklere göre yapılan bir sıralama ile elde edilmiştir. Bu neticede Şekil 4.3'de de görülmekte olduğu üzere Isı Yalıtım modellerin oluşturulmasında en çok seçilen özellik iken sırasıyla Ahşap Doğrama, Duvar Kâğıdı gibi özellikler hemen ardından gelmektedir. Ayrıca burada Ay (7) ve Yıl (2021) gibi zaman değişkenlerinin varlığı tahmin edilebileceği gibi çok dalgalı olan bir periyot kapsamında zaman kavramının önemini ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.16. Altındağ ilçesine ait tüm model sonuçları

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 oda (27)	MARS	0,167	81000	0,952	28,366	0,156	60800	***0,99***	***14,94***	0,209	176800	0,97	41,61	0,171	83500	1,12	21,36	0,106	**24892**	1,29	20,80	0,161	85398	1,06	25,42
	ÇDR	0,034	**11546**	***0,994***	***3,432***	0,154	47906	***0,99***	15,66	**0,064**	**36829**	***0,99***	***10,12***	0,103	42128	1,06	***13,02***	**0,096**	24965	1,12	***8,82***	**0,090**	**32675**	**1,03**	***10,21***
	Lasso	0,122	32860	***1,01***	***9,68***	0,336	97269	0,93	36,75	0,141	80289	0,95	***12,71***	0,297	93921	1,12	32,02	0,156	155301	1,17	18,86	0,210	91928	1,04	22,00
	Ridge	0,104	36597	***0,98***	***10,24***	0,186	55437	***0,99***	17,96	0,109	55140	0,95	***11,29***	**0,049**	**28181**	1,04	***6,32***	0,187	149201	1,08	18,79	0,127	64911	***1,01***	**12,92**
	ElasticNET	0,135	66551	0,96	18,64	0,171	42433	***0,98***	16,11	0,145	83232	0,95	***12,99***	0,211	112331	1,19	27,37	0,122	105202	1,09	18,86	0,156	81950	***1,03***	18,79
	KNN	0,055	16500	***1,01***	***5,34***	0,36	89063	1,04	23,83	0,183	90467	0,97	23,29	0,274	116400	1,18	26,73	0,258	321786	1,45	25,30	0,226	126843	1,13	20,90
	DVR	0,169	50016	1,04	15,38	0,236	62209	1,05	18,75	0,425	302300	1,24	32,75	0,262	118958	1,19	26,36	0,393	410357	1,78	39,28	0,297	188768	1,26	26,50
	LGBM	0,758	191955	1,06	17,18	0,827	206068	1,05	16,00	0,316	208573	1,24	32,75	0,746	216655	1,20	22,87	0,54	421725	1,78	39,28	0,637	248995	1,27	25,62
	RF	0,084	24829	***0,99***	***6,11***	0,127	58137	***1,00***	18,50	0,208	115023	***1,11***	31,09	0,204	109630	1,16	24,67	0,183	267352	1,36	19,36	0,161	114994	1,12	19,95
	CatBoost	0,151	49917	***0,98***	***11,91***	0,103	**28313**	***1,00***	***11,42***	0,151	61364	***1,03***	19,18	0,179	79261	1,13	24,13	0,164	231721	1,30	16,37	0,149	90115	1,09	16,60
	XGBoost	0,122	47073	***0,97***	***11,02***	0,171	45302	***1,01***	19,28	0,127	95525	0,94	20,01	0,173	80679	1,13	17,91	0,164	214290	1,25	17,21	0,151	96574	1,06	17,09
	AdaBoost	0,037	81000	0,95	28,37	**0,099**	60800	***0,99***	***14,94***	0,156	176800	0,97	41,61	0,104	83500	1,12	21,37	0,101	248929	1,29	20,81	0,099	130206	1,06	25,42
	YSA	**0,027**	34083	***1,03***	***10,88***	0,158	61861	1,05	18,41	0,294	288239	***1,16***	25,50	0,149	126423	1,20	28,13	0,309	419129	1,80	35,52	0,187	185947	1,25	23,69
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,041	10214	***1,01***	***3,84***	0,139	44451	***0,98***	15,39	**0,034**	**13383**	***1,00***	***4,02***	**0,041**	**15675**	***1,01***	***3,089***	**0,061**	**52350**	***0,99***	***5,71***	**0,063**	**27215**	***1***	***6,41***
	MARS	0,040	13274	***1,01***	***5,38***	0,139	77963	***0,98***	15,39	0,064	49991	***1,00***	***4,30***	0,063	56140	1,05	***6,63***	0,078	110638	***0,99***	***6,18***	0,077	61601	***1,01***	***7,58***
	AdaBoost	**0,011**	**5000**	***1,00***	***1,13***	**0,085**	**34514**	***1,00***	***7,70***	0,126	165717	0,94	21,46	0,080	67305	1,06	***7,99***	0,098	215991	1,11	***11,07***	0,08	97705	***1,02***	***9,87***
	XGBoost	0,233	72979	1,06	17,18	0,254	65877	1,05	16,00	0,425	415549	1,24	32,75	0,289	191693	1,20	22,87	0,393	658359	1,78	39,28	0,319	280891	1,27	25,62
	RF	0,039	18096	***1,00***	***4,34***	0,111	39763	***1,01***	***11,29***	0,074	93478	0,96	15,03	0,130	92019	1,08	***12,36***	0,140	284597	1,14	16,23	0,099	105591	1,04	***11,85***
	YSA	0,024	7244	***1***	***2,59***	0,149	43744	***0,99***	15,26	0,041	19090	***1***	3,84	0,076	22190	***1,02***	10,44	0,083	111875	1,11	8,43	0,075	40829	***1,02***	***8,11***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 oda – 1. Küme (178)	MARS	0,153	43895	***1,01***	15,06	0,132	40649	***1,02***	***12,23***	0,147	73284	1,05	15,14	0,109	31731	***1,01***	***10,74***	0,108	42664	***1,01***	***11,65***	0,130	46445	***1,02***	***12,96***
	ÇDR	0,198	60286	1,04	20,07	0,115	**36488**	***1,01***	***11,77***	0,229	109433	1,05	23,38	0,135	44459	***1,02***	***14,43***	0,14	60980	1,04	***14,14***	0,163	62329	1,03	16,76
	Lasso	0,179	51852	***1,02***	17,49	0,168	53656	***1,01***	16,68	0,182	88842	1,06	19,07	0,127	40360	***1,02***	16,29	0,137	55144	***1,02***	***13,36***	0,159	57971	1,03	16,58
	Ridge	0,142	39946	***1,02***	***13,21***	0,142	45701	***1,02***	***14,46***	0,157	**81206**	1,07	15,78	0,101	28612	***1,00***	***8,94***	0,138	55758	***1,03***	***13,76***	0,136	50245	***1,03***	***13,23***
	ElasticNET	0,143	41544	***1,02***	***13,43***	0,167	54544	***1,02***	17,36	0,166	87372	1,09	18,22	0,1	30722	***1,01***	***10,33***	0,113	**4911**	1,04	***12,35***	0,138	43819	1,04	***14,3***4
	KNN	0,237	68669	***1,02***	18,94	0,162	52194	***1,02***	17,63	0,257	134981	1,14	29,79	0,136	43303	***1,02***	***12,70***	0,153	**65133**	1,04	15,32	0,189	72856	1,05	18,88
	DVR	0,262	70392	1,06	16,17	0,154	51414	1,04	15,51	0,284	149479	1,15	31,73	0,158	47479	***1,03***	***13,03***	0,181	86118	1,06	16,47	0,208	80976	1,07	18,58
	LGBM	0,135	41322	***1,03***	***13,24***	0,153	52744	1,04	15,89	0,204	100360	1,10	21,54	0,096	29023	***1,01***	***10,32***	0,12	45862	***1,03***	***12,33***	0,142	53862	1,04	***14,66***
	RF	0,168	46974	***1,02***	***10,29***	0,142	47056	***1,02***	***13,34***	0,2	115905	1,11	23,95	0,088	30264	***1,02***	***10,30***	0,136	58227	1,04	***14,36***	0,147	59685	1,04	***14,45***
	CatBoost	**0,077**	**21021**	***1,01***	***7,81***	0,114	36616	***1,02***	***11,37***	0,176	97971	1,10	19,76	**0,058**	**17093**	***1,01***	***6,58***	0,114	48054	***1,03***	***11,85***	0,108	44151	***1,03***	***11,47***
	XGBoost	0,098	28168	***1,00***	***10,49***	0,124	39888	***1,01***	***13,02***	0,159	87312	1,08	16,41	0,065	18787	***1,01***	***7,37***	0,108	43880	***1,03***	***10,95***	0,111	**43607**	***1,03***	***11,65***
	AdaBoost	0,107	55927	***1,02***	15,12	**0,104**	61299	***1,03***	***14,84***	**0,131**	146753	1,13	28,60	0,081	55578	***1,02***	17,25	**0,094**	73896	1,05	18,58	**0,103**	78691	1,05	18,88
	YSA	0,128	49528	1,04	***13,60***	0,13	41797	***1,02***	***12,88***	0,18	128051	1,12	24,07	0,093	31521	***1,02***	***10,20***	0,129	66996	1,04	***13,17***	0,132	63579	1,05	***14,78***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,139	50656	***1,00***	***14,28***	0,125	56006	***1,01***	***13,36***	0,133	124880	1,06	***13,43***	0,086	30992	***1,00***	***8,58***	0,093	51337	***1,00***	***10,75***	0,115	62774	***1,01***	***12,08***
	MARS	0,096	48215	***1,01***	***11,33***	0,093	43264	***1,01***	***9,416***	0,127	105355	1,05	***13,83***	0,068	27378	***1,01***	***6,69***	0,109	94375	***0,99***	***9,97***	0,099	63717	***1,01***	***10,25***
	AdaBoost	**0,008**	**2911**	***1,00***	***0,76***	**0,069**	**22005**	***1,01***	***5,767***	**0,122**	160623	0,93	17,46	0,078	67277	***1,06***	***7,83***	0,099	215981	1,11	***10,80***	**0,075**	93759	***1,02***	***8,52***
	XGBoost	0,074	34638	***1,01***	***7,29***	0,101	44969	***1,01***	***10,41***	0,130	136286	1,06	15,70	0,057	22966	***1,00***	***6,65***	0,090	46957	***1,02***	***9,45***	0,090	57163	***1,02***	***9,90***
	RF	0,085	24391	***1,01***	***7,02***	0,109	35482	***1,01***	***11,03***	0,131	**74970**	1,07	***14,57***	**0,055**	**16064**	***1,01***	***6,16***	**0,083**	**31723**	***1,02***	***8,48***	0,093	**36526**	***1,02***	***9,45***
	YSA	0,089	26233	***1,01***	***9,74***	0,102	34572	***1,02***	***11,11***	0,139	76197	1,07	***13,92***	0,062	18522	***1,01***	***6,29***	0,092	38064	***1,02***	***10,47***	0,097	38718	***1,03***	***10,31***

2 oda – 2. Küme (126)	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD
MARS	0,156	60708	1,04	15,45	0,125	62528	***1,02***	***12,50***	0,197	86818	1,06	19,34	0,155	62993	***1,01***	***11,18***	0,175	94728	1,03	17,42	0,136	73555	1,03	15,18
ÇDR	0,188	73219	1,03	17,24	0,219	119678	1,06	22,23	0,394	161404	1,15	35,82	0,173	70521	***1,02***	***14,94***	0,267	141842	1,07	27,26	0,132	113333	1,07	23,50
Lasso	**0,075**	**30124**	***1,01***	***8,70***	0,091	53974	***1,02***	***8,86***	**0,067**	**25046**	***1,00***	***6,98***	**0,083**	**33408**	***0,99***	***9,93***	**0,065**	**38441**	***1,01***	***6,70***	0,170	36199	***1,01***	***8,23***
Ridge	0,143	54623	***1,02***	15,88	**0,084**	**48113**	***1,02***	***8,29***	0,127	53337	1,03	***14,52***	0,12	46471	***1,00***	***14,69***	0,133	73922	1,04	***13,12***	0,142	55293	***1,02***	***13,30***
ElasticNET	0,168	55614	***1,02***	15,80	0,137	122290	1,08	19,12	0,234	122290	1,08	19,12	0,149	122290	1,08	19,12	0,162	122290	1,08	19,12	0,162	108955	1,07	18,46
KNN	0,251	92504	1,06	17,42	0,182	110293	1,08	18,78	0,182	153240	1,15	33,12	0,15	67320	***1,02***	***14,40***	0,2	140981	1,10	18,35	0,177	112868	1,08	20,41
DVR	0,299	106648	1,09	20,03	0,166	109241	1,08	18,23	0,322	149520	1,15	31,35	0,16	68150	1,04	***13,79***	0,225	163467	1,13	20,60	0,176	119405	1,10	20,80
LGBM	0,135	96216	1,08	19,58	0,153	129608	1,10	21,57	0,204	152615	1,14	30,41	0,093	83772	***1,02***	17,96	0,12	134713	1,09	21,30	0,149	119385	1,09	22,16
RF	0,158	62946	1,05	***14,62***	0,142	100046	1,07	16,25	0,192	94637	1,09	21,49	0,165	72370	***1,03***	***14,28***	0,191	146208	1,14	21,82	0,147	95241	1,08	17,69
CatBoost	0.109	41596	***1,03***	***11,36***	0.139	92894	1,07	***14,25***	0.165	81726	1,07	16,65	0.117	48799	***1,02***	***10,59***	0.169	120675	1,10	16,56	0,107	77138	1,06	***13,88***
XGBoost	0,132	47894	1,04	***13,63***	0,151	90071	1,05	15,36	0,176	88542	1,08	17,87	0,093	40449	***1,01***	***9,08***	0,15	106543	1,08	15,33	0,119	**74700**	1,05	***14,25***
AdaBoost	0,121	57602	1,05	15,31	0,135	110520	1,07	19,07	0,186	110520	1,07	19,07	0,098	67518	***1,02***	***13,87***	0,167	139268	1,12	19,79	**0,105**	97086	1,07	17,42
YSA	0,144	62617	1,06	15,58	0,151	100134	1,06	15,89	0,201	117334	1,11	24,74	0,104	48840	***1,02***	***11,61***	0,166	125073	1,09	17,00	0,130	90800	1,07	16,96
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,139	50656	***1,00***	***14,28***	0,125	56006	***1,01***	***13,36***	0,133	124880	1,06	***13,43***	0,086	30992	***1,00***	***8,58***	0,093	51337	***1,00***	***10,75***	0,115	62774	***1,01***	***12,08***
MARS	0,096	48215	***1,01***	***11,33***	0,093	43264	***1,01***	***9,42***	0,127	105355	1,05	***13,83***	0,068	27378	***1,01***	***6,69***	0,109	94375	***0,99***	***9,97***	0,099	63717	***1,01***	***10,25***
AdaBoost	**0,008**	**2911**	***1,00***	***0,76***	**0,069**	**22005**	***1,01***	***5,77***	0,122	160623	0,93	17,46	0,078	67277	***1,06***	***7,83***	0,099	215981	1,11	***10,80***	0,075	93759	***1,02***	***8,52***
XGBoost	0,074	34638	***1,01***	***7,29***	0,101	44969	***1,01***	***10,41***	0,130	136286	1,06	15,71	0,057	**22966**	***1,00***	***6,65***	0,090	46957	***1,02***	***9,45***	0,090	57163	***1,02***	***9,90***
RF	0,074	27301	***1,02***	***8,61***	0,054	30128	***1,02***	***5,21***	0,075	29969	***1,01***	***7,29***	**0,055**	25437	***1,00***	***6,41***	0,089	68327	1,05	***8,91***	0,069	36232	***1,02***	***7,29***
YSA	0,066	27622	***1,02***	***7,13***	0,07	41908	***1,02***	***7,1***	**0,057**	**25140**	***1,02***	***5,85***	0,063	26519	***0,99***	***7,5***	**0,055**	**32817**	***1,01***	***5,54***	**0,062**	**30801**	***1,01***	***6,62***

2 oda – 3. Küme (23)	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD
MARS	0,202	56223	***1,02***	15,54	0,152	59129	***1,03***	***10,29***	0,208	87667	1,06	30,20	0,207	66209	***1,02***	16,62	0,051	18249	***1,00***	***2,65***	0,164	57495	1,03	15,06
ÇDR	0,062	**17144**	***1,01***	***6,13***	0,017	7158	***1,00***	***3,26***	0,049	15772	***0,99***	***6,22***	0,045	14968	***1,00***	***4,43***	0,014	14968	***1,00***	***4,43***	0,037	14002	***1***	***4,89***
Lasso	0,116	34038	***1,00***	***11,40***	0,018	6560	***1,00***	***2,03***	**0,031**	**11484**	***1,00***	***2,44***	0,073	23993	***1,00***	***7,60***	0,01	3646	***1,00***	***1,66***	0,05	15944	***1***	***5,03***
Ridge	0,061	17809	***1,01***	***5,77***	0,018	6730	***1,00***	***2,61***	0,073	28031	***0,99***	***5,34***	**0,011**	**3587**	***1,00***	***1,96***	**0,007**	**2643**	***1,00***	***0,65***	**0,034**	**11760**	***1***	***3,27***
ElasticNET	**0,057**	17397	***1,01***	***8,32***	**0,012**	**4157**	***1,00***	***1,07***	0,055	27491	***1,01***	***6,85***	0,064	20512	***1,00***	***6,34***	0,011	4356	***1,00***	***2,12***	0,04	14783	***1***	***4,94***
KNN	0,217	64200	***1,01***	16,44	0,155	68000	***1,02***	***8,94***	0,135	64400	***1,03***	***13,02***	0,16	48400	***1,01***	***8,65***	0,066	23852	***1,01***	***5,87***	0,147	53770	***1,02***	***10,58***
DVR	0,304	78712	***1,03***	***13,60***	0,266	105800	1,05	17,03	0,253	108896	1,08	26,83	0,157	48322	***1,01***	***6,57***	0,113	44890	***1,01***	***8,81***	0,219	77324	1,04	***14,57***
LGBM	0,327	84922	***1,03***	***13,83***	0,245	93567	1,05	17,03	0,254	107800	1,08	26,87	0,148	45311	***1,01***	***6,52***	0,102	39533	***1,01***	***8,33***	0,215	74227	1,04	***14,52***
RF	0,187	53328	***1,02***	***7,49***	0,114	60512	1,04	***13,46***	0,138	66454	1,04	18,70	0,074	27089	***1,01***	***9,22***	0,023	16837	***1,00***	***3,25***	0,107	44844	***1,02***	***10,42***
CatBoost	0,178	46735	***1,02***	***7,12***	0,153	56176	1,04	***12,59***	0,153	73996	1,04	15,87	0,098	29395	***1,01***	***10,98***	0,01	3622	***1,00***	***1,03***	0,118	41985	***1,02***	***9,52***
XGBoost	0,144	42866	***1,00***	***13,06***	0,079	34145	***1,01***	***5,02***	0,143	66899	***1,03***	***11,46***	0,092	27337	***1,01***	***10,81***	0,003	1244	***1,00***	***0,27***	0,092	34498	***1,01***	***8,12***
AdaBoost	0,088	60200	1,03	17,37	0,077	71000	1,04	23,79	0,104	77200	1,03	17,81	0,04	45300	***1,01***	15,02	0,018	16571	***1,00***	***6,92***	0,065	54054	***1,02***	16,18
YSA	0,12	40676	***1,01***	***10,04***	0,16	89539	***1,01***	***5,76***	0,21	104565	1,06	22,63	0,072	23230	***1,01***	***7,72***	0,03	36689	***1,01***	***6,41***	0,118	58940	***1,02***	***10,51***
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,048	20686	***1,01***	***5,30***	0,019	12165	***1,00***	***3,88***	0,067	25397	***0,99***	***4,96***	0,019	7235	***1,00***	***2,00***	0,012	5054	***1,00***	***1,49***	0,033	14107	***1***	***3,53***
MARS	0,058	22149	***1,01***	***4,98***	0,024	12592	***1,00***	***3,14***	0,080	31627	***0,99***	***5,55***	**0,011**	**4711**	***1,00***	***1,95***	0,009	4013	***1,00***	***0,86***	0,036	15018	***1***	***3,3***
AdaBoost	**0,056**	**17652**	***1,01***	***5,57***	**0,008**	**4308**	***1,00***	***1,50***	0,040	34351	***1,01***	***4,85***	0,025	12657	***1,00***	***2,50***	0,032	16358	***1,00***	***5,76***	0,032	17065	***1***	***4,04***
XGBoost	0,053	20682	***1,01***	***5,13***	0,010	5941	***1,00***	***1,74***	0,050	36058	***1,01***	***2,85***	0,031	13028	***1,00***	***3,103***	0,007	3631	***1,001***	***0,614***	0,03	15868	***1***	***2,69***
RF	0,070	18542	***1,01***	***6,42***	0,004	1260	***1,00***	***0,44***	0,058	28398	***1,01***	***3,87***	0,032	10206	***1,00***	***4,71***	0,014	5243	***1,00***	***1,48***	0,036	12730	***1***	***3,38***
YSA	0,066	19654	***1,01***	***6,55***	0,01	4086	***1***	***1,97***	**0,019**	**7644**	***1***	***1,61***	0,039	12881	***1***	***4,45***	**0,001**	**189**	***1***	***0,08***	0,027	8891	***1***	***2,93***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 oda – 1. Küme (190)	MARS	0,186	93784	1,03	17,34	0,198	144972	***1,02***	24,64	0,204	133897	1,04	19,56	0,162	107965	***1,00***	16,37	0,224	176525	1,09	20,73	0,195	131429	1,04	19,73
	ÇDR	0,179	87595	***0,98***	18,01	0,155	114587	1,03	19,18	0,173	122701	***1,01***	17,29	0,099	70832	***1,03***	***9,97***	0,191	131616	***1,00***	19,02	0,159	105466	***1,01***	16,69
	Lasso	0,204	98554	1,03	19,93	**0,112**	**78222**	***1,00***	***14,54***	**0,092**	**62267**	***1,01***	***9,18***	0,152	93951	***1,01***	***14,94***	0,149	**86356**	1,06	15,23	0,142	**83870**	***1,02***	***14,76***
	Ridge	0,159	76861	1,03	15,16	0,158	100579	1,03	19,46	0,13	85031	***0,99***	***13,08***	0,103	66513	***1,01***	***13,70***	**0,136**	110324	1,05	***13,58***	0,137	87862	***1,02***	***15***
	ElasticNET	0,184	92729	1,03	17,93	0,203	147299	1,06	25,00	0,174	116656	***1,02***	18,03	0,146	89263	***1,01***	***14,51***	0,216	151643	1,08	21,39	0,185	119518	1,04	19,37
	KNN	0,225	114071	1,08	19,22	0,178	134193	1,04	19,95	0,199	159432	1,09	23,66	0,173	114061	1,04	18,30	0,221	187286	1,10	22,11	0,199	141809	1,07	20,65
	DVR	0,397	187508	1,12	23,60	0,281	227663	1,13	33,91	0,298	223228	1,15	31,71	0,288	177830	1,12	25,48	0,306	258789	1,18	31,45	0,314	215004	1,14	29,23
	LGBM	0,153	78022	***1,02***	***14,44***	0,152	106974	***1,02***	17,06	0,172	117985	1,06	16,74	0,12	75215	1,04	***13,03***	0,153	118212	1,05	15,45	0,15	99282	1,04	15,34
	RF	0,21	102471	1,05	16,42	0,184	138724	1,08	20,49	0,167	121782	1,07	15,81	0,153	100557	1,07	17,06	0,212	173064	1,12	21,89	0,185	127320	1,08	18,33
	CatBoost	0,137	62267	1,04	15,20	0,145	111847	1,04	16,10	0,124	96707	1,04	***12,38***	0,11	62566	***1,03***	***12,39***	0,196	143556	1,09	19,66	0,142	95389	1,05	15,15
	XGBoost	**0,13**	**58341**	1,03	***13,78***	0,129	95811	1,03	16,04	0,127	100594	1,05	***12,68***	**0,098**	**57946**	***1,03***	***10,90***	0,195	141989	1,09	19,63	**0,136**	90936	1,05	***14,61***
	AdaBoost	0,137	110929	1,04	22,01	0,17	181583	1,08	34,02	0,131	109462	1,06	***14,66***	0,117	72845	***1,03***	***11,39***	0,18	167616	1,08	20,57	0,147	128487	1,06	20,53
	YSA	0,165	106995	1,06	18,47	0,201	177967	1,08	25,33	0,189	156238	1,07	20,25	0,144	99327	1,03	***14,12***	0,221	99327	1,03	***14,12***	0,184	127971	1,05	18,46
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,138	107223	***1,01***	***14,36***	0,092	79312	***1,01***	***10,92***	0,097	86219	***1,02***	***9,55***	0,084	82991	***1,01***	***9,52***	0,117	105386	1,05	***11,75***	0,106	92226	***1,02***	***11,22***
	MARS	0,108	89937	***1,01***	***10,87***	0,087	74663	***1,01***	***12,50***	0,087	89572	***1,01***	***8,59***	0,085	102425	***1,02***	***9,01***	0,120	123796	1,04	***12,01***	0,097	96079	***1,02***	***10,6***
	AdaBoost	**0,089**	**47886**	***1,01***	***9,56***	0,105	68978	***1,01***	16,88	**0,086**	**58742**	***1,02***	***8,74***	0,075	51246	***1,01***	***7,49***	0,113	84561	***1,03***	***12,30***	**0,094**	**62283**	***1,02***	***10,99***
	XGBoost	0,095	83493	***1,01***	***10,33***	0,099	91148	***1,01***	***13,14***	0,086	88225	***1,01***	***9,19***	0,076	89307	***1,02***	***7,60***	0,123	115927	1,04	***12,22***	0,096	93620	***1,02***	***10,5***
	RF	0,105	51786	***1,02***	***10,43***	0,089	64359	***1,02***	***11,48***	0,091	62813	***1,02***	***9,53***	**0,075**	**51044**	***1,01***	***7,61***	0,120	91070	1,04	***12,97***	0,096	64214	***1,02***	***10,4***
	YSA	0,113	58484	***1,01***	***12,08***	**0,086**	**60509**	***1,02***	***12,07***	0,094	64923	***1,01***	***11,06***	0,078	51300	***1,01***	***8,26***	**0,107**	**69513**	***1,03***	***10,63***	0,096	60946	***1,02***	***10,82***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 oda – 2. Küme (163)	MARS	0,334	189179	1,04	30,71	0,253	221784	1,10	21,10	0,248	207990	1,04	25,75	0,195	126483	1,02	19,75	0,139	163582	1,04	***14,38***	0,234	181804	1,05	22,34
	ÇDR	**0,241**	163360	1,07	22,70	0,237	262465	1,08	23,50	0,239	223411	1,07	23,84	0,189	129158	1,06	19,32	0,218	273516	1,04	20,11	0,225	210382	1,07	21,89
	Lasso	0,287	184141	***0,98***	32,51	0,229	224187	1,03	23,29	0,183	161725	1,05	18,55	0,247	188773	1,05	24,99	0,194	216232	1,04	19,59	0,228	195012	1,03	23,79
	Ridge	0,246	**136481**	***1,01***	25,13	0,139	**120861**	***1,02***	***13,29***	**0,181**	**151171**	1,06	18,22	0,186	130213	***1,02***	17,77	0,156	171141	***1,03***	16,05	0,182	141973	1,03	18,09
	ElasticNET	0,287	158874	***0,98***	30,17	0,196	185287	1,06	17,11	0,256	202829	1,10	22,55	0,198	146933	1,06	20,46	0,136	177171	1,04	***14,59***	0,215	174219	1,05	20,98
	KNN	0,458	265991	1,11	24,42	0,247	230651	1,12	24,77	0,294	255365	1,09	25,29	0,241	167858	1,09	19,66	0,168	209007	***1,02***	15,32	0,282	225774	1,09	21,89
	DVR	0,574	311084	1,16	32,26	0,299	286866	1,18	31,29	0,391	310675	1,19	35,42	0,297	184525	1,11	22,2	0,258	353871	1,09	21,18	0,364	289404	1,15	28,47
	LGBM	0,285	185208	1,06	24,19	**0,127**	142158	***1,02***	***14,28***	0,228	202686	1,09	24,18	0,165	127786	1,04	17,11	0,136	156904	***1,02***	***13,53***	0,188	162948	1,05	18,66
	RF	0,36	214344	1,12	25,62	0,195	194461	1,12	20,67	0,243	202716	1,09	22,97	0,137	142857	1,08	17,18	0,114	171478	1,04	***11,45***	0,21	185171	1,09	19,58
	CatBoost	0,272	146685	1,09	23,44	0,17	164807	1,09	17,87	0,189	166351	1,06	20,37	0,109	95645	1,04	***13,58***	0,117	155055	1,04	***12,08***	0,171	145709	1,07	17,47
	XGBoost	0,281	153951	1,10	25,21	0,15	142809	1,08	17,21	0,166	156604	1,05	16,21	**0,098**	**92548**	1,04	***9,675***	**0,094**	**121767**	***1,02***	***10,23***	**0,158**	**133536**	1,06	15,71
	AdaBoost	0,275	215218	1,11	29,67	0,147	197473	1,12	20,96	0,17	186964	1,08	25,88	0,117	129811	1,05	***13,85***	0,117	154537	1,04	***12,92***	0,165	176801	1,08	20,66
	YSA	0,242	190033	1,11	26,36	0,202	204213	1,12	21,37	0,216	213759	1,11	24,7	0,18	222987	1,16	27,8	0,137	257184	1,04	***14,4***	0,195	217635	1,11	22,93
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,216	134954	***1,01***	21,06	**0,120**	**121236**	***1,03***	***13,16***	0,146	**131609**	1,04	15,51	0,151	115381	***1,01***	15,16	0,116	130841	***1,02***	***11,80***	0,15	126804	***1,02***	15,34
	MARS	0,183	116078	1,04	18,24	0,133	122180	1,04	***14,46***	0,149	138737	1,04	15,04	0,115	92620	***1,01***	***11,27***	0,096	121307	***1,01***	***9,67***	0,135	118184	***1,03***	***13,74***
	AdaBoost	0,182	114160	1,06	18,08	0,121	124305	***1,03***	***13,80***	0,142	140417	1,04	16,19	0,104	82505	***1,03***	***11,56***	0,103	120222	***1,01***	***10,33***	0,13	116322	***1,03***	***13,99***
	XGBoost	**0,130**	87873	1,04	17,25	0,125	124408	***1,03***	***14,19***	0,149	142496	1,04	***14,89***	0,111	87389	1,03	***14,28***	0,094	119538	***1,01***	***9,02***	0,122	112341	***1,03***	***13,93***
	RF	0,135	**84840**	1,04	18,30	0,121	131421	1,04	14,01	0,145	135285	1,04	***14,14***	**0,095**	**77998**	***1,03***	***9,47***	**0,089**	**116447**	***1,02***	***8,85***	**0,117**	**109198**	***1,03***	***12,95***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 oda – 3. Küme (1213)	YSA	0,174	110635	1,04	18,45	0,109	129142	1,04	***13,42***	**0,135**	134393	1,04	***14,91***	0,12	101129	***1,03***	***11,95***	0,094	118093	***1,02***	***9,68***	0,126	118678	***1,03***	***13,68***
	MARS	0,104	189179	1,04	30,71	0,107	221784	1,10	21,11	0,154	207990	1,04	25,75	0,101	126483	***1,02***	19,75	0,123	126483	***1,02***	19,75	0,118	174384	1,04	23,41
	ÇDR	0,106	51566	***1,03***	***10,91***	0,122	64001	***1,01***	***12,02***	0,197	153560	1,09	24,53	0,104	47814	***1,02***	***10,39***	0,121	78081	***1,02***	***12,29***	0,13	79004	***1,03***	***14,03***
	Lasso	0,114	53953	***1,02***	***11,44***	0,121	61563	***1,01***	***11,99***	0,144	95580	1,04	***14,51***	0,117	51516	***1,02***	***10,82***	0,124	81356	***1,03***	***12,53***	0,124	68794	***1,02***	***12,26***
	Ridge	0,114	52839	***1,01***	***11,40***	0,129	65534	***1,01***	***12,84***	0,144	97058	1,06	***14,46***	0,13	58465	***1,01***	***12,52***	0,125	81021	***1,03***	***12,58***	0,128	70983	***1,02***	***12,76***
	ElasticNET	0,114	53636	***1,01***	***11,37***	0,121	61711	***1,01***	***11,90***	0,136	**61711**	1,01	***11,90***	0,117	51519	***1,01***	***10,81***	0,124	81515	***1,02***	***12,52***	0,122	62018	***1,01***	***11,7***
	KNN	0,148	69618	1,03	***14,94***	0,142	75341	***1,02***	***14,08***	0,174	114291	1,05	17,49	0,154	70676	***1,02***	***13,62***	0,159	70676	***1,02***	***13,62***	0,155	80120	***1,03***	***14,75***
	DVR	0,246	99237	1,06	18,76	0,182	98196	1,05	18,54	0,289	186019	1,15	30,15	0,183	77971	1,04	16,12	0,215	157826	1,08	21,25	0,223	123850	1,08	20,96
	LGBM	0,088	39977	***1,01***	***8,81***	0,089	47463	***1,01***	***9,45***	0,126	81721	***1,03***	***12,58***	0,091	42657	***1,02***	***8,77***	0,098	62842	***1,02***	***11,08***	0,098	54932	***1,02***	***10,14***
	RF	0,106	46669	***1,03***	***10,23***	0,104	55117	***1,022***	***10,5***	0,131	91025	1,055	***13,79***	0,108	48048	***1,021***	***9,561***	0,107	73326	***1,027***	***11,66***	0,111	62837	***1,03***	***11,15***
	CatBoost	0,083	37923	***1,02***	***8,29***	0,085	**44666**	***1,01***	***9,06***	0,109	74224	***1,03***	***11,23***	0,091	42117	***1,01***	***8,70***	0,096	62896	***1,02***	***10,53***	0,093	52365	***1,02***	***9,56***
	XGBoost	**0,08**	**36772**	***1,02***	***7,96***	**0,084**	45438	***1,01***	***8,64***	**0,107**	75613	1,04	***11,13***	**0,089**	**40933**	***1,01***	***8,44***	**0,095**	**61520**	***1,02***	***10,86***	**0,091**	**52055**	***1,02***	***9,41***
	AdaBoost	0,105	50784	***1,02***	***11,35***	0,099	52692	***1,02***	***9,93***	0,134	90987	1,04	15,66	0,102	46602	***1,02***	***9,63***	0,111	46602	***1,02***	***9,63***	0,11	57533	***1,02***	***11,24***
	YSA	0,103	51436	***1,02***	***11,61***	0,099	55824	***1,02***	***10,52***	0,134	105541	1,05	***13,46***	0,097	45128	***1,02***	***9,72***	0,113	80475	***1,02***	***12,18***	0,109	67681	***1,03***	***11,5***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,082	38370	***1,01***	***1,01***	0,084	45469	***1,01***	***9,23***	0,109	75935	1,04	***11,11***	0,086	40560	***1,01***	***8,50***	0,103	66308	***1,02***	***10,59***	0,093	53328	***1,02***	***8,09***
	MARS	0,080	37983	***1,02***	***1,02***	0,084	45093	***1,01***	***8,84***	0,110	76509	1,04	***11,02***	0,086	40124	***1,01***	***8,45***	0,100	65094	***1,01***	***10,90***	0,092	52961	***1,02***	***8,05***
	AdaBoost	0,081	38249	***1,02***	***1,02***	0,086	47274	***1,01***	***9,34***	0,109	78011	1,04	***11,50***	0,090	41061	***1,01***	***8,57***	0,099	64529	***1,02***	***12,41***	0,093	53825	***1,02***	***8,57***
	XGBoost	0,081	38966	***1,02***	***1,02***	0,084	45902	***1,01***	***8,71***	0,110	79491	1,04	***11,91***	0,085	39501	***1,01***	***8,29***	0,102	67315	***1,02***	***10,88***	0,092	54235	***1,02***	***8,16***
	RF	0,082	38166	***1,02***	***8,13***	0,086	46110	***1,01***	***8,75***	0,111	77458	1,04	***11,46***	0,092	41902	***1,01***	***8,41***	0,100	64511	***1,02***	***11,70***	0,094	53629	***1,02***	***9,69***
	YSA	**0,079**	**37046**	***1,02***	***7,93***	**0,081**	**44120**	***1,01***	***8,51***	**0,102**	**69900**	***1,03***	***10,24***	**0,083**	**38921**	***1,01***	***8,26***	**0,094**	**60857**	***1,02***	***10,78***	**0,088**	**50169**	***1,02***	***9,14***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 oda – 4. Küme (1260)	MARS	0,127	65919	***1,02***	***12,65***	0,125	78667	***1,03***	***12,86***	0,165	102169	1,05	16,2	0,126	71005	***1,02***	***12,35***	0,12	83436	***1,02***	***12,04***	0,133	80239	***1,03***	***13,22***
	ÇDR	0,12	62659	***1,02***	***11,92***	0,127	82337	***1,02***	***12,86***	0,144	90954	1,04	***14,69***	0,123	69650	***1,02***	***12***	0,113	79698	***1,01***	***11,36***	0,125	77060	***1,02***	***12,57***
	Lasso	0,14	69664	***1,02***	***14,16***	0,124	76463	***1,03***	***11,89***	0,156	97130	1,04	15,37	0,133	73513	***1,02***	***12,51***	0,11	77109	***1,02***	***11,17***	0,133	78776	***1,03***	***13,02***
	Ridge	0,139	69594	***1,01***	***13,69***	0,126	79145	***1,02***	***12,06***	0,152	92902	1,04	15,08	0,134	74438	***1,01***	***12,65***	0,107	74701	***1,02***	***10,72***	0,132	78156	***1,02***	***12,84***
	ElasticNET	0,140	69661	***1,01***	***13,78***	0,126	78001	***1,03***	***12,63***	0,152	93197	1,04	15,18	0,128	71212	***1,02***	***12,43***	0,112	77446	***1,02***	***11,25***	0,132	77903	***1,02***	***13,05***
	KNN	0,167	83186	***1,02***	15,65	0,137	88022	1,04	***13,88***	0,199	119866	1,08	18,82	0,155	82119	1,04	***14,19***	0,14	106159	***1,03***	***13,02***	0,16	95870	1,04	15,11
	DVR	0,281	121810	1,06	17,55	0,191	128539	1,06	19,83	0,315	171348	1,13	26,11	0,183	93212	1,05	17,26	0,217	166840	1,05	17,24	0,237	136350	1,07	19,6
	LGBM	0,102	51962	***1,02***	***10,13***	0,099	64280	***1,02***	***9,83***	0,122	77339	1,04	***12,18***	0,107	61887	***1,02***	***10,48***	0,099	69990	***1,01***	***10,22***	0,106	65092	***1,02***	***10,57***
	RF	0,121	58699	***1,03***	***10,99***	0,116	72905	***1,03***	***11,88***	0,15	87868	1,06	***13,98***	0,136	73327	***1,03***	***12,05***	0,112	79627	***1,02***	***11,54***	0,127	74485	***1,03***	***12,09***
	CatBoost	**0,093**	**46912**	***1,02***	***9,65***	0,099	63130	***1,02***	***9,66***	**0,118**	75258	***1,03***	***11,85***	0,107	61308	***1,02***	***10,5***	**0,087**	**61998**	***1,01***	***8,86***	0,101	61721	***1,02***	***10,1***
	XGBoost	0,095	48184	***1,01***	***9,73***	**0,094**	**60999**	***1,02***	***9,27***	0,119	**74142**	1,04	***11,94***	**0,102**	**58292**	***1,02***	***10,2***	0,094	65824	***1,02***	***9,38***	**0,101**	**61488**	***1,02***	***10,1***
	AdaBoost	0,112	55479	***1,02***	***10,77***	0,108	69909	***1,03***	***11,29***	0,141	84358	1,06	***13,64***	0,118	65704	***1,03***	***11,06***	0,109	78811	***1,02***	***10,99***	0,118	70852	***1,03***	***11,55***
	YSA	0,119	63679	***1,02***	***12,07***	0,116	74452	***1,03***	***11,6***	0,141	92008	1,05	***14,13***	0,116	67050	***1,02***	***11,43***	0,11	81092	***1,02***	***10,75***	0,12	75656	***1,03***	***12***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,097	48827	***1,01***	***9,60***	0,100	64153	***1,02***	***9,40***	0,113	72268	***1,03***	***11,34***	0,099	56717	***1,01***	***9,88***	0,087	**60825**	***1,01***	***8,63***	0,099	60558	***1,02***	***9,77***
	MARS	0,091	**45525**	***1,01***	***9,01***	0,096	61514	***1,02***	***9,27***	0,115	73732	***1,03***	***11,44***	0,101	57493	***1,02***	***10,05***	0,093	66125	***1,01***	***9,44***	0,099	60878	***1,02***	***9,84***
	AdaBoost	0,092	46553	***1,01***	***9,34***	0,097	62350	***1,02***	***9,376***	0,112	70531	1,04	***11,10***	0,103	58833	***1,02***	***10,15***	0,093	66327	***1,01***	***9,35***	0,099	60919	***1,02***	***9,86***
	XGBoost	0,092	47855	***1,01***	***9,26***	0,098	63571	***1,02***	***9,66***	**0,109**	69922	***1,03***	***10,96***	0,101	58500	***1,02***	***9,95***	0,094	66219	***1,01***	***9,39***	0,099	61213	***1,02***	***9,84***

	RF	0,092	47022	***1,01***	***9,16***	0,098	62762	***1,02***	***9,45***	0,110	**69787**	1,04	***11,00***	0,105	59257	***1,02***	***10,17***	0,089	63272	***1,01***	***8,94***	0,099	60420	***1,02***	***9,74***
	YSA	**0,09**	45965	***1,02***	***9,22***	**0,09**	**60041**	***1,02***	***9,09***	0,109	72611	1,04	***10,93***	**0,097**	**57240**	***1,02***	***9,71***	**0,086**	61362	***1,01***	***8,7***	**0,094**	**59444**	***1,02***	***9,53***
3 oda – 5. Küme (1334)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,174	113606	1,04	17,83	0,172	128161	1,03	16,51	0,181	170528	1,03	17,98	0,163	116751	***1,02***	16,81	0,175	178137	1,04	16,37	0,173	141437	1,03	17,1
	ÇDR	0,141	99894	***1,02***	***14,88***	0,147	119931	1,03	15,46	0,163	166671	1,03	17,1	0,129	94465	***1,03***	***13,32***	0,16	171834	***1,03***	15,8	0,148	130559	***1,03***	15,31
	Lasso	0,172	117160	***1***	17,88	0,163	123915	1,03	15,76	0,178	171651	1,05	17,69	0,17	119762	***1,02***	16,55	0,168	168940	1,06	15,88	0,17	140286	1,03	16,75
	Ridge	0,179	120615	***1,02***	16,72	0,173	130023	1,03	16,64	0,181	171537	1,06	17,79	0,17	118541	***1,01***	16,93	0,16	170288	1,06	15,83	0,173	142201	1,04	16,78
	ElasticNET	0,170	116336	***1,00***	17,73	0,166	125070	1,03	15,96	0,177	170514	1,04	17,68	0,168	118750	***1,02***	16,68	0,169	169989	1,06	15,92	0,17	140132	1,03	16,79
	KNN	0,217	145361	***1,02***	18,33	0,181	144560	1,04	19,14	0,239	251033	1,11	28,72	0,185	132184	***1,02***	18,38	0,207	228134	1,04	21,17	0,206	180254	1,05	21,15
	DVR	0,319	188449	1,08	22,51	0,206	166063	1,06	21,26	0,304	312992	1,17	34,15	0,231	156568	1,07	19,92	0,253	305269	1,09	21,93	0,263	225868	1,09	23,95
	LGBM	0,114	76622	***1,02***	***11,34***	0,105	85876	***1,01***	***10,33***	0,145	155179	1,03	19,16	0,12	83757	***1,02***	***11,94***	0,143	152700	1,04	***13,79***	0,125	110827	***1,02***	***13,31***
	RF	0,155	99372	***1,03***	***13,84***	0,134	101803	***1,03***	***13,9***	0,161	170983	1,07	17,95	0,149	102073	***1,03***	***12,99***	0,139	151223	1,05	***13,82***	0,148	125091	1,04	***14,5***
	CatBoost	0,107	71909	***1,02***	***10,6***	0,107	83251	***1,02***	***10,81***	**0,136**	**142973**	1,04	17,12	0,116	82298	***1,02***	***11,25***	0,122	131962	1,04	***12,18***	0,118	102479	***1,03***	***12,39***
	XGBoost	**0,104**	**69016**	***1,02***	***10,47***	**0,101**	**79172**	***1,01***	***10,36***	0,136	144899	1,04	17,8	**0,101**	**74595**	***1,02***	***10,06***	**0,117**	**125723**	1,04	***11,65***	**0,112**	**98681**	***1,03***	***12,07***
	AdaBoost	0,148	91212	***1,03***	***13,12***	0,117	90410	***1,03***	***13,24***	0,158	169657	1,07	19,36	0,128	88235	***1,02***	***12,17***	0,132	145692	1,04	***13,21***	0,137	117041	1,04	***14,22***
	YSA	0,134	96518	***1,03***	***14,15***	0,147	120206	1,04	15,24	0,156	169367	1,05	16,75	0,131	102041	***1,03***	***13,33***	0,148	160896	1,05	***14,9***	0,143	129806	1,04	***14,87***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,105	71382	***1,01***	***10,49***	0,101	80268	***1,01***	***9,66***	0,135	140946	1,03	17,76	0,109	78036	***1,01***	***10,49***	0,118	126489	1,04	***11,62***	0,114	99424	***1,02***	***12***
	MARS	0,105	70015	***1,02***	***10,24***	0,102	81000	***1,01***	***9,88***	0,134	142614	1,03	16,37	0,108	77271	***1,02***	***10,32***	0,121	133305	***1,03***	***11,93***	0,114	100841	***1,02***	***11,75***
	AdaBoost	0,110	74164	***1,02***	***11,13***	0,104	83874	***1,02***	***10,94***	0,137	143017	1,04	17,22	0,104	75554	***1,02***	***10,36***	0,126	138241	***1,03***	***12,94***	0,116	102970	***1,03***	***12,52***
	XGBoost	0,111	75218	***1,02***	***11,06***	0,105	85926	***1,02***	***10,69***	0,133	142994	1,04	18,32	0,107	78453	***1,02***	***10,64***	0,126	141878	***1,03***	***12,48***	0,116	104894	***1,03***	***12,64***
	RF	0,110	72069	***1,02***	***10,70***	0,105	84311	***1,01***	***10,53***	**0,133**	**140646**	1,04	16,40	0,111	79280	***1,02***	***10,63***	0,123	133918	***1,03***	***12,46***	0,116	102045	***1,02***	***12,14***
	YSA	**0,098**	**68926**	***1,02***	***10,25***	**0,095**	**76046**	***1,02***	***10,13***	0,133	144228	1,04	17,16	**0,098**	**73081**	***1,02***	***9,83***	**0,114**	**126806**	***1,03***	***11,33***	**0,108**	**97817**	***1,03***	***11,74***
4 oda – 1. Küme (106)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,196	91910	1,06	19,3	0,16	86778	***1,02***	***14,06***	0,218	181803	1,1	21,11	0,144	80078	***1,02***	***13,8***	0,124	89337	***0,99***	***14,28***	0,168	105981	1,04	16,51
	ÇDR	0,151	79165	***1,01***	***13,14***	0,162	88758	***1,03***	***13,58***	0,22	195437	1,07	31,25	0,12	69929	***1,02***	***12,46***	0,097	77474	***1***	***11,29***	0,15	102153	1,03	16,34
	Lasso	0,145	62489	***1,02***	***14,28***	0,127	75780	***1***	***11,21***	0,069	61708	***1,02***	***7***	0,058	38703	***1,01***	***9,82***	**0,057**	**43559**	***1***	***5,85***	0,091	56448	***1,01***	***9,63***
	Ridge	**0,096**	**48894**	***1,01***	***12,93***	0,112	65392	***1,01***	***9,4***	**0,063**	**54372**	***1,02***	***6,93***	0,059	35446	***1***	***8,32***	0,067	50956	***1,01***	***6,21***	**0,079**	**51012**	***1,01***	***8,76***
	ElasticNET	0,121	61590	***1,02***	15,56	0,133	75298	***1,01***	***12,97***	0,176	145933	1,04	20,13	0,119	71740	***1,00***	***14,55***	0,114	87676	***1,01***	***11,88***	0,133	88447	***1,02***	15,02
	KNN	0,256	117464	1,07	25,52	0,212	114323	***1,03***	***12,05***	0,213	181083	1,08	22,95	0,145	91286	***1,02***	***14,78***	0,141	105375	***1,01***	***14,36***	0,193	121906	1,04	17,93
	DVR	0,357	157837	1,1	28,33	0,224	121680	1,04	***14,34***	0,314	277941	1,16	35,3	0,215	121993	1,06	19,67	0,23	196065	1,05	18,11	0,268	175103	1,08	23,15
	LGBM	0,196	88974	1,04	18,42	0,138	77866	***1,03***	***13,74***	0,195	185806	1,09	21,74	0,091	56166	***1***	***9,21***	0,136	104101	1,02	***13,2***	0,151	102583	1,04	15,26
	RF	0,22	87849	1,07	20,35	0,166	92845	***1,03***	***14,97***	0,249	219415	1,13	26,63	0,108	62591	***1,03***	***9,34***	0,13	104050	1,03	***12,8***	0,175	113350	1,06	16,82
	CatBoost	0,101	42167	***1,03***	***11,28***	**0,099**	**56465**	***1,01***	***10,75***	0,205	194200	1,11	25,6	0,061	37670	***1,01***	***6,07***	0,097	79042	***1,02***	***10,33***	0,113	81909	1,04	***12,81***
	XGBoost	0,11	43677	1,04	***14,97***	0,115	62181	***1,01***	***10,07***	0,19	174826	1,1	20,76	**0,056**	**35008**	***1,01***	***5,56***	0,098	74390	***1,01***	***9,88***	0,114	78016	1,03	***12,25***
	AdaBoost	0,221	93092	1,07	22,05	0,115	65595	***1,02***	***12,74***	0,273	228864	1,12	29,67	0,075	48021	***1,02***	***7,85***	0,143	120470	***1,02***	15,51	0,165	111208	1,05	17,56
	YSA	0,22	105008	1,07	21,74	0,18	101807	1,04	16,98	0,255	239409	1,13	27,33	0,148	80644	1,03	***14,74***	0,16	130928	1,03	15,79	0,193	131559	1,06	19,32
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,114	52389	***1,00***	***12,45***	0,102	60367	***1,00***	***8,85***	0,061	57583	***1,03***	***5,94***	0,044	28706	***1,00***	***5,32***	0,058	44932	***1,00***	***5,21***	0,076	48795	***1,01***	***7,55***
	MARS	**0,090**	45674	***1,00***	***10,44***	0,094	57644	***1,00***	***8,52***	0,058	51712	***1,02***	***5,64***	**0,040**	26528	***1,01***	***4,00***	0,071	53856	***1,00***	***6,17***	0,071	47083	***1,01***	***6,95***
	AdaBoost	0,096	**42220**	1,03	15,69	0,088	49247	***1,01***	***7,89***	0,060	60106	***1,03***	***5,74***	0,048	30857	***1,01***	***6,73***	**0,045**	**31783**	***1,00***	***4,34***	0,067	42843	***1,02***	***8,08***

	XGBoost	0,100	47359	***1,03***	***13,04***	0,083	50566	***1,00***	***7,59***	0,071	71411	1,04	***7,48***	0,042	27586	***1,01***	***4,57***	0,048	37291	***1,00***	***4,81***	0,069	46843	***1,02***	***7,5***
	RF	0,110	50318	1,03	15,11	**0,076**	**43671**	***1,00***	***5,47***	0,078	80151	1,04	***7,93***	0,041	25856	***1,01***	***5,89***	0,059	45263	***1,00***	***5,26***	0,073	49052	***1,02***	***7,93***
	YSA	0,101	51088	***1,01***	***11,42***	0,098	57489	***1***	***9,61***	**0,055**	**50245**	***1,02***	***5,65***	0,042	**26422**	***1***	***4,39***	0,049	38003	***1***	***4,74***	**0,069**	**44649**	***1,01***	***7,16***
4 oda – 2. Küme (207)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,145	93505	***1,01***	***14,88***	0,121	109566	***1,03***	***12,52***	0,133	106926	***1,03***	***14,06***	0,158	114273	1,04	***14,73***	0,123	107824	***1,01***	***12,64***	0,136	106419	***1,02***	***13,77***
	ÇDR	0,147	91593	***1,03***	***14,74***	0,118	98463	***1,02***	***11,68***	0,115	90348	***1,02***	17,7	0,117	89447	***1,02***	***11,32***	0,152	123850	***1,01***	15,18	0,13	98740	***1,02***	***14,12***
	Lasso	0,129	80380	***1,01***	***12,95***	0,108	91786	***1,02***	***10,9***	0,118	93199	***1,02***	***12,26***	0,105	72718	***1***	***10,33***	0,097	80710	***1***	***10,12***	0,111	83759	***1,01***	***11,31***
	Ridge	0,116	76266	***1***	***11,64***	0,111	94201	***1,02***	***10,91***	0,111	83511	***1,02***	***11,76***	0,092	**68785**	***1,01***	***9,23***	0,093	76639	***1,01***	***8,06***	0,105	79880	***1,01***	***10,32***
	ElasticNET	0,1292	85320	***1,01***	***13,05***	0,087	**79510**	***1,02***	***8,74***	0,1109	86369	***1,02***	***11,05***	0,129	92776	***1,03***	***12,98***	0,104	87456	***1,01***	***9,75***	0,112	86286	***1,02***	***11,11***
	KNN	0,16	96195	1,03	17,17	0,108	103299	***1,03***	***11,77***	0,132	103366	1,05	16,91	0,119	91524	***1,03***	***12,18***	0,104	91648	***1,01***	***10,54***	0,125	97206	***1,03***	***13,71***
	DVR	0,392	207034	1,09	21,64	0,186	174649	1,08	18,98	0,334	222262	1,14	36,26	0,289	201778	1,1	21,66	0,181	168674	1,04	15,16	0,276	194879	1,09	22,74
	LGBM	0,136	87648	***1,01***	***13,32***	0,125	113679	***1,03***	***13,67***	0,117	97614	***1,03***	***11,86***	0,129	96927	1,04	***12,17***	0,119	102268	***1,02***	***12***	0,125	99627	***1,03***	***12,6***
	RF	0,141	86075	***1,02***	***12,13***	0,11	101942	***1,03***	***13,46***	0,151	112639	1,06	16,68	0,126	91095	1,04	***11,15***	0,103	91976	***1,02***	***10,32***	0,126	96745	***1,03***	***12,75***
	CatBoost	**0,098**	**65339**	***1,01***	***9,99***	0,093	88781	***1,03***	***9,96***	0,103	84983	1,04	***10,34***	0,113	90849	***1,03***	***10,88***	**0,073**	**63624**	***1,01***	***7,28***	0,096	78715	***1,02***	***9,69***
	XGBoost	0,099	67781	***1,02***	***9,82***	**0,088**	85266	***1,02***	***9,04***	**0,09**	**80081**	***1,03***	***12,26***	**0,09**	73602	***1,02***	***8,5***	0,094	77108	***1,01***	***9,29***	**0,092**	**76768**	***1,02***	***9,78***
	AdaBoost	0,134	83404	***1,02***	***14,42***	0,106	103264	***1,02***	***11,23***	0,163	129090	1,06	19,85	0,13	110439	1,04	***13,44***	0,116	101082	***1,02***	***11,67***	0,13	105456	1,03	***14,12***
	YSA	0,112	71196	***1,01***	***11,21***	0,12	109202	***1,03***	***12,07***	0,145	123831	1,05	20,95	0,129	87447	***1,02***	***13,64***	0,139	123138	***1***	15,76	0,129	102963	***1,02***	***14,73***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,106	69416	***1,00***	***10,43***	0,093	81161	***1,02***	***9,72***	0,084	70012	***1,02***	***8,66***	0,083	64323	***1,01***	***8,30***	0,082	67918	***1,01***	***7,68***	0,09	70566	***1,01***	***8,96***
	MARS	0,095	65408	***1,01***	***9,43***	0,079	67522	***1,01***	***9,17***	0,082	71546	***1,02***	***8,39***	**0,073**	**58630**	***1,01***	***9,07***	0,073	62270	***1,01***	***7,11***	0,08	65075	***1,01***	***8,63***
	AdaBoost	0,079	54488	***1,01***	***8,30***	**0,068**	**57570**	***1,01***	***6,76***	**0,080**	**66400**	***1,02***	***8,36***	0,079	58722	***1,02***	***7,70***	**0,062**	53437	***1,00***	***6,03***	**0,074**	**58123**	***1,01***	***7,43***
	XGBoost	**0,077**	**53195**	***1,01***	***7,96***	0,077	62970	***1,01***	***7,85***	0,087	71953	***1,03***	***8,70***	0,077	60868	***1,01***	***7,98***	0,064	57834	***1,01***	***6,92***	0,076	61364	***1,01***	***7,88***
	RF	0,087	59174	***1,01***	***9,88***	0,071	66831	***1,02***	***8,03***	0,087	67613	***1,03***	***8,89***	0,082	64149	***1,01***	***8,57***	0,062	**53361**	***1,01***	***6,03***	0,078	62226	***1,02***	***8,28***
	YSA	0,08	63615	***1,01***	***9,25***	0,08	76562	***1,02***	***8,87***	0,086	74105	***1,03***	***8,94***	0,078	60317	***1,01***	***8,34***	0,071	61219	***1,01***	***7,09***	0,079	67164	***1,02***	***8,5***
4 oda – 3. Küme (93)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,206	83376	***1,01***	20,89	0,171	104396	1,03	18,43	0,415	199875	1,12	36,51	0,219	104007	1,05	22,11	0,171	132004	***1,01***	22,7	0,236	124732	1,04	24,13
	ÇDR	0,17	79391	1,06	17,39	0,182	114236	***1,02***	18,97	0,293	156333	1,08	29,98	0,274	132412	1,06	27,34	0,181	150375	1,06	18,68	0,22	126549	1,06	22,47
	Lasso	**0,119**	**43588**	***1***	***11,95***	**0,054**	**29807**	***1***	***5,88***	**0,072**	**35860**	***1,03***	***10,87***	**0,142**	**57413**	0,97	***14,06***	**0,077**	**41870**	***1,01***	***14,94***	**0,093**	**41708**	***1***	***11,54***
	Ridge	0,198	66977	***1,01***	20,64	0,149	91416	1,04	***14,36***	0,146	62588	***1,01***	16,61	0,21	85764	1,03	19,03	0,126	92763	***1,03***	***14,41***	0,166	79902	***1,02***	17,01
	ElasticNET	0,201	71288	***1,02***	20,39	0,200	125982	1,05	20,20	0,220	87775	1,10	25,77	0,316	128185	1,09	24,34	0,195	135927	1,06	19,51	0,226	109831	1,06	22,04
	KNN	0,589	217913	1,11	22,29	0,187	161175	1,09	22,8	0,349	178405	1,11	30,85	0,293	117363	1,1	27,82	0,209	203217	1,1	22,98	0,325	175615	1,1	25,35
	DVR	0,536	229700	1,19	22,96	0,287	256795	1,16	22,49	0,442	331220	1,43	44,33	0,336	157127	1,14	23,19	0,374	424410	1,32	37,47	0,395	279850	1,25	30,09
	LGBM	0,148	112130	1,16	***14,81***	0,196	141001	1,06	21,49	0,389	316325	1,37	41,77	0,288	124386	1,09	28,78	0,124	81206	***1,01***	15,09	0,229	155010	1,14	24,39
	RF	0,351	127061	1,09	16,5	0,137	117364	1,06	***12,13***	0,406	189644	1,18	31,13	0,302	118952	1,07	20,12	0,19	176593	1,09	18,82	0,277	145923	1,1	19,74
	CatBoost	0,136	45803	***1,03***	***12,34***	0,105	90832	1,05	***12,47***	0,244	98471	1,09	24,45	0,207	85020	1,05	18,68	0,105	88862	***1,03***	***11,1***3	0,159	81798	1,05	15,81
	XGBoost	0,151	56580	***1,03***	***11,46***	0,076	66456	***1,03***	***8,25***	0,292	125465	1,1	27,91	0,183	80199	1,03	15,86	0,077	69496	***1,01***	***7,65***	0,156	79639	1,04	***14,23***
	AdaBoost	0,257	96912	1,04	20,05	0,26	203419	1,05	26,99	0,325	146556	1,1	28,66	0,31	133580	1,06	29,78	0,123	102745	1,04	***12,3***	0,255	136642	1,06	23,56
	YSA	0,169	104056	1,13	16,29	0,198	186241	1,12	17,78	0,268	229805	1,27	26,78	0,241	135840	1,13	24,52	0,27	302276	1,2	25,25	0,229	191644	1,17	22,12
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,105	39926	***1,00***	***10,19***	0,054	32455	***1,00***	***5,99***	0,112	51624	1,04	***10,06***	0,096	37033	***0,98***	***9,83***	0,070	40842	***1,01***	***6,83***	0,087	40376	***1,01***	***8,58***
	MARS	0,076	27977	***1,02***	***8,03***	0,053	37181	***1,01***	***5,30***	0,092	40932	1,04	***9,28***	**0,069**	**29567**	***1,00***	***6,51***	**0,065**	**39856**	***1,00***	***6,99***	**0,071**	**35103**	***1,01***	***7,22***

	AdaBoost	0,064	23197	***1,00***	***6,55***	0,056	33204	***1,01***	***5,87***	0,091	34871	1,04	***10,15***	0,080	36886	***1,00***	***7,81***	0,079	47768	***1,02***	***17,59***	0,074	35185	***1,01***	***9,59***
	XGBoost	**0,056**	**20801**	***1,01***	***5,78***	0,062	37501	***1,01***	***6,39***	0,108	48849	1,03	18,52	0,069	33002	***1,00***	***8,30***	0,096	73308	***1,00***	***9,79***	0,078	42692	***1,01***	***9,76***
	RF	0,064	23164	***1,01***	***6,95***	0,067	49220	***1,02***	***6,73***	0,095	43077	1,04	***13,08***	0,088	38741	***1,01***	***9,58***	0,080	72487	***1,02***	***7,64***	0,079	45338	***1,02***	***8,8***
	YSA	0,1	43462	***1,01***	***12,31***	**0,051**	**30156**	***1***	***5,15***	**0,07**	**35365**	***1,03***	***10,67***	0,108	42775	***0,98***	***10,84***	0,068	42746	***1,02***	***8,42***	0,079	38901	***1,01***	***9,48***
4 oda – 4. Küme (485)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,144	181514	***1,01***	***14,35***	0,134	203725	***1,02***	***12,55***	0,133	189586	***1,02***	***13,18***	0,128	179943	***1,03***	***12,82***	0,166	248800	1,04	16,36	0,141	200714	***1,02***	***13,85***
	ÇDR	0,168	208772	1,03	18,3	0,146	230406	***1,02***	15,22	0,154	208124	1,04	15,52	0,137	193880	***1,03***	***13,54***	0,177	278128	1,03	17,66	0,156	223862	1,03	16,05
	Lasso	0,154	197102	1,03	15,86	0,126	190760	***1,02***	***11,93***	0,15	211963	***1,03***	***14,9***	0,128	185204	***1,02***	***12,71***	0,168	242834	1,05	16,93	0,145	205573	1,03	***14,47***
	Ridge	0,158	196241	1,03	16,07	0,126	193258	***1,02***	***12,3***	0,148	208396	***1,04***	***14,34***	0,131	190281	***1,01***	***13,21***	0,169	249175	1,06	16,73	0,146	207470	1,03	***14,53***
	ElasticNET	0,147	189991	1,03	***14,69***	0,117	177959	***1,02***	***11,25***	0,141	211834	***1,03***	***14,01***	0,131	190017	***1,02***	***13,10***	0,166	241302	1,05	16,24	0,14	202221	***1,03***	***13,86***
	KNN	0,157	194550	1,03	15,27	0,135	208431	***1,03***	***13,33***	0,171	251719	1,06	17,2	0,147	200897	1,03	***14,48***	0,183	321822	1,05	18,02	0,159	235484	1,04	15,66
	DVR	0,29	271976	1,1	23,82	0,159	258255	1,05	16,89	0,236	338744	1,1	22,33	0,176	235075	1,06	17,53	0,272	433004	1,13	27,8	0,227	307411	1,09	21,67
	LGBM	0,132	157532	1,04	***13,35***	0,119	179417	***1,02***	***11,23***	0,125	181924	***1,03***	***12,58***	0,098	139748	***1,02***	***10,11***	0,134	221323	***1,02***	***13,41***	0,122	175989	***1,03***	***12,14***
	RF	0,174	176325	1,07	17,09	0,125	190041	***1,03***	***11,63***	0,149	210316	1,05	***14,15***	0,136	178609	1,04	***13,06***	0,157	260012	1,04	15,96	0,148	203061	1,05	***14,38***
	CatBoost	0,123	148523	1,04	***12,19***	0,101	154140	***1,02***	***9,8***	0,104	151365	***1,02***	***10,72***	**0,094**	**136234**	***1,02***	***9,38***	0,128	203984	***1,03***	***12,95***	0,11	158849	1,03	***11,01***
	XGBoost	**0,121**	**149977**	***1,03***	***12,4***	**0,094**	**152589**	***1,02***	***9,53***	**0,101**	**148467**	***1,02***	***10,38***	0,103	142133	***1,02***	***10,31***	**0,121**	**199246**	***1,03***	***12,15***	**0,108**	**158482**	***1,02***	***10,95***
	AdaBoost	0,19	180244	1,08	18,84	0,124	187537	***1,03***	***12,46***	0,142	207681	1,04	***14,01***	0,12	168710	***1,03***	***11,98***	0,155	248095	1,04	15,39	0,146	198453	1,04	***14,54***
	YSA	0,174	202841	1,04	15,37	0,131	206965	***1,03***	***13,11***	0,147	227101	***1,03***	***14,75***	0,139	204326	***1,02***	***13,97***	0,177	290682	1,06	18,09	0,154	226383	1,04	15,06
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,106	132355	***1,00***	***10,19***	0,102	178123	***1,02***	***11,36***	0,100	145958	***1,02***	***10,09***	0,092	133548	***1,02***	***9,15***	0,110	183451	***1,02***	***11,45***	0,102	154687	***1,02***	***10,45***
	MARS	0,111	142247	***1,03***	***11,85***	0,102	163053	***1,01***	***8,76***	0,100	147515	***1,02***	***9,91***	**0,092**	130924	***1,02***	***9,18***	0,116	187095	***1,02***	***11,65***	0,104	154167	***1,02***	***10,27***
	AdaBoost	0,108	139255	***1,03***	***10,95***	0,097	153142	***1,02***	***8,91***	0,097	**138290**	***1,02***	***9,77***	0,098	144523	***1,02***	***9,79***	0,110	178522	***1,02***	***11,42***	0,102	150746	***1,02***	***10,17***
	XGBoost	0,115	148025	***1,03***	***11,70***	0,101	163588	***1,01***	***9,52***	0,100	145958	***1,02***	***10,09***	0,101	141504	***1,03***	***10,09***	0,115	190477	***1,02***	***11,60***	0,106	157910	***1,02***	***10,6***
	RF	0,114	143697	***1,03***	***11,63***	0,105	162002	***1,02***	***9,66***	**0,096**	143980	***1,02***	***9,46***	0,092	131598	***1,02***	***9,15***	0,110	180321	***1,02***	***11,34***	0,103	152320	***1,02***	***10,25***
	YSA	**0,087**	**139681**	***1,03***	***10,78***	**0,086**	**138481**	***1,02***	***8,47***	0,102	151472	***1,02***	***10,1***	0,094	136691	***1,02***	***9,46***	0,121	197915	***1,03***	***12,15***	**0,098**	**152848**	***1,02***	***10,19***
4 oda – 5. Küme (19)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,218	156389	1,09	19,1	0,159	199169	0,95	***10,42***	0,243	381916	***1***	30,72	0,099	57058	1,06	***8,38***	0,301	664664	1,05	22,58	0,218	156389	1,09	19,1
	ÇDR	0,164	95278	1,06	***14,61***	0,145	168867	***0,98***	***14,02***	0,246	385850	1,05	37,27	0,097	61200	***1,01***	***8,63***	0,116	218897	***0,99***	***12,16***	0,164	95278	1,06	14,61
	Lasso	0,112	99080	***1,03***	***11,03***	0,051	50250	***1***	***7,7***	0,123	190082	***1,03***	***14,35***	0,093	60196	***1,03***	***9,88***	0,073	133720	***1,01***	***4,4***	0,112	99080	***1,03***	***11,03***
	Ridge	0,159	113764	1,08	***14,34***	0,063	61231	***1***	***8,48***	0,09	133062	***1,02***	***14,3***	0,119	88722	1,1	***10,24***	0,055	124167	***1,01***	***6,92***	0,159	113764	1,08	***14,34***
	ElasticNET	**0,070**	**53372**	***0,99***	***5,62***	**0,063**	**54166**	***0,98***	***5,41***	0,127	189359	***1,01***	***13,16***	**0,078**	**36367**	1,04	***4,82***	**0,019**	**36335**	***1,00***	***1,57***	**0,070**	**53372**	***0,99***	***5,62***
	KNN	0,612	237656	1,26	37,9	0,165	248917	1,05	31,19	**0,072**	**91906**	***1,01***	***6,62***	0,775	438812	1,17	47,7	0,381	827917	1,06	22,42	0,612	237656	1,26	37,9
	DVR	0,966	333290	1,49	74,33	0,326	281530	1,18	49,82	0,132	198108	1,02	24,16	1,183	509631	1,4	31,64	0,414	879623	1,06	18,85	0,966	333290	1,49	74,33
	LGBM	1,39	542333	1,57	81,78	0,52	367250	1,25	51,77	0,269	388250	1,06	22,92	1,788	745333	1,5	42,79	0,446	951438	1,07	23,72	1,39	542333	1,57	81,78
	RF	0,574	208876	1,27	42,96	0,162	178010	1,04	14,6	0,192	294840	1,05	26,33	0,971	413935	1,31	26,8	0,374	775681	***1,03***	***11,07***	0,574	208876	1,27	42,96
	CatBoost	0,359	178211	1,15	23,66	0,124	159106	***1,01***	***11,21***	0,147	227581	1,03	15,03	0,308	173970	1,09	27,87	0,321	680240	***1,03***	***14,1***	0,359	178211	1,15	23,66
	XGBoost	0,113	64289	1,07	***11,12***	0,139	176901	***1,01***	***13,3***	0,089	138101	***1,02***	***12,05***	0,364	205683	1,11	31,13	0,259	539853	***1,02***	***7,19***	0,113	64289	1,07	***11,1***2
	AdaBoost	0,411	275750	1,07	35,82	0,268	334750	1,03	27,64	0,222	337500	1,04	23,87	0,143	86250	***1,01***	12,96	0,272	556833	***1,01***	***4,92***	0,411	275750	1,07	35,82
	YSA	0,203	110981	1,15	20,3	0,373	514996	1,18	46,74	0,43	637133	1,04	28,62	0,834	402495	1,36	29,07	0,652	1328122	1,06	20,07	0,203	110981	1,15	20,3
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,090	140233	***1,01***	***12,35***	0,054	45455	***1,00***	***5,99***	0,101	162133	***1,0***	***9,37***	0,096	37033	***0,98***	***9,83***	0,121	197915	***1,01***	***6,83***	0,092	113954	***1***	***8,87***

	MARS	**0,087**	**84339**	***1,01***	***10,77***	0,084	89475	***0,99***	***8,97***	0,079	111854	***1,02***	***14,21***	0,069	26221	***1,03***	***4,53***	**0,047**	**108888**	***1,01***	***4,82***	0,087	84339	***1,01***	***10,77***
	AdaBoost	0,125	77250	***1,02***	***17,11***	0,061	50250	***0,98***	***6,08***	**0,041**	**52500**	***1,01***	***4,97***	0,128	62167	***0,99***	***11,94***	0,184	429500	***1,04***	***14,22***	0,125	77250	***1,02***	***17,11***
	XGBoost	0,075	36702	1,04	***7,20***	**0,027**	**36528**	***1,00***	***4,19***	0,100	151596	***1,02***	***12,03***	**0,022**	**19903**	***1,01***	***3,66***	0,253	553110	1,06	22,21	**0,075**	**36702**	***1,04***	***7,20***
	RF	0,123	57297	1,08	***12,20***	0,065	75896	***1,00***	***6,58***	0,107	162853	***1,01***	***10,57***	0,144	76113	1,08	***8,91***	0,216	497417	1,05	16,03	0,123	57297	***1,08***	***12,20***
	YSA	0,087	139681	***1,03***	***10,78***	0,086	138481	***1,02***	***8,47***	0,102	151472	***1,02***	***10,1***	0,094	136691	***1,02***	***9,46***	0,121	197915	***1,03***	***12,15***	0,087	139681	***1,03***	***10,78***
5 oda (114)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,142	141698	***0,99***	***14,06***	0,151	176192	1,04	25,52	0,193	129558	1,06	19,62	0,124	112897	***1,01***	***13,16***	0,219	192867	1,07	21,34	0,166	150642	1,03	18,74
	ÇDR	0,176	189945	***0,99***	24,54	0,269	283146	1,05	38,84	0,306	192087	1,09	26,62	0,159	131652	***1,01***	15,89	0,221	201344	1,06	23,07	0,226	199635	1,04	25,79
	Lasso	0,088	77277	***0,98***	***8,8***	**0,099**	**111423**	***1***	***10,3***	0,148	109566	***0,99***	***14,75***	0,131	105303	0,97	16,3	0,147	**119950**	***1,02***	***14,61***	0,123	104704	***0,99***	***12,95***
	Ridge	0,076	84553	***0,99***	***7,61***	0,106	119355	1,04	***14,54***	0,112	103989	***1,02***	15,18	0,106	83313	***1,03***	***10,84***	0,139	122360	1,05	***13,39***	**0,108**	**102714**	***1,03***	***12,31***
	ElasticNET	0,137	134480	***1,00***	15,19	0,163	150309	1,07	15,92	0,154	127092	1,04	***14,68***	0,135	119141	***1,01***	***12,61***	0,171	157602	1,04	17,36	0,152	137725	1,03	15,15
	KNN	0,159	148130	***1,01***	***12,57***	0,189	269804	1,07	26,33	0,184	138348	1,08	19,83	0,173	148304	***1,02***	16,83	0,184	190162	1,08	17,69	0,178	178950	1,05	18,65
	DVR	0,365	398604	1,27	36,04	0,366	542181	1,28	46,62	0,435	359197	1,28	30,5	0,254	373079	1,26	22,94	0,327	342469	1,21	33,78	0,349	403106	1,26	33,98
	LGBM	0,151	153303	***1***	***14,22***	0,178	198558	1,06	24,07	0,155	131239	1,05	***13,71***	0,131	102296	***1,02***	***13,18***	0,192	177781	***1,02***	17,97	0,161	152635	1,03	16,63
	RF	0,129	100877	***1,03***	***9,32***	0,2	221549	1,09	34,31	0,204	147703	1,1	16,31	0,097	77095	***1,03***	***9,42***	0,164	154944	1,08	16,95	0,159	140434	1,07	17,26
	CatBoost	**0,072**	**62166**	***1,01***	***6,88***	0,164	185525	1,06	34,84	0,118	108595	1,07	***11,99***	**0,083**	**58513**	***1,02***	***9,06***	0,147	153723	1,06	***14,92***	0,117	113704	1,04	15,54
	XGBoost	0,078	79799	***1***	***6,9***	0,159	162069	1,07	21,87	**0,104**	**102050**	1,07	***10,41***	0,089	67458	***1,02***	***8,77***	**0,13**	121043	1,05	***13,67***	0,112	106484	1,04	***12,32***
	AdaBoost	0,113	134931	***0,98***	***12,2***	0,165	194106	1,06	30,46	0,198	128283	1,1	18,56	0,172	135906	***1***	17,82	0,164	166144	1,04	16,02	0,162	151874	1,04	19,01
	YSA	0,13	111448	1,03	***11,58***	0,256	318864	1,12	36,24	0,232	188773	1,1	20,33	0,144	128832	1,04	15,35	0,23	246107	1,09	24,92	0,198	198805	1,08	21,68
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,084	99466	***0,98***	***6,77***	0,085	102120	***1,03***	***11,53***	0,108	92698	***1,02***	***9,92***	0,087	69449	***1,00***	***9,09***	0,120	106333	***1,03***	***10,66***	0,097	94013	***1,01***	***9,59***
	MARS	0,085	102694	***0,98***	***9,09***	0,086	95454	***1,03***	***8,77***	0,095	86495	***1,02***	***13,55***	0,086	78888	***0,99***	***9,53***	0,107	95745	***1,02***	***9,18***	0,092	91855	***1,01***	***10,02***
	AdaBoost	**0,074**	88305	***0,98***	***8,20***	**0,072**	**70945**	***1,03***	***7,43***	**0,076**	**67402**	***1,03***	***9,85***	**0,056**	**43478**	***1,01***	***5,72***	**0,086**	**87139**	***1,03***	***8,52***	0,073	71454	***1,02***	***7,94***
	XGBoost	0,085	107970	***0,98***	***11,66***	0,078	85661	***1,03***	***7,82***	0,094	85171	***1,03***	***10,47***	0,075	60439	***1,00***	***7,46***	0,089	90820	***1,02***	***8,86***	0,084	86012	***1,01***	***9,25***
	RF	0,080	104361	***0,98***	***8,90***	0,074	80023	***1,03***	***7,76***	0,082	80298	1,04	***8,05***	0,068	55916	***1,01***	***6,99***	0,100	99945	1,05	***10,05***	**0,081**	84109	***1,02***	***8,35***
	YSA	0,089	**57752**	***0,99***	***5,33***	0,089	101152	***1,03***	***9,44***	0,084	88207	1,04	***7,67***	0,081	66471	***1***	***9,01***	0,115	88729	1,04	***11,21***	0,092	**80462**	***1,02***	***8,53***
6 oda (128)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,122	171224	***0,99***	***12,7***	0,147	225994	1,03	16,14	0,138	150456	***1,02***	***13,28***	0,136	156277	***0,98***	20,56	0,173	259418	1,05	18,59	0,143	192674	***1,01***	16,25
	ÇDR	0,122	180569	***1,02***	***10,84***	0,134	176624	***1,01***	***14,22***	0,193	216479	***1,03***	24,99	0,144	194295	***1,01***	***13,78***	0,239	277009	1,08	20,85	0,166	208995	***1,03***	16,94
	Lasso	0,076	79946	***1***	***11,32***	0,159	157941	***1,02***	16,06	0,16	173793	***1***	18,66	0,139	192563	1,06	35,16	**0,105**	149685	***1,01***	***10,48***	0,128	150786	***1,02***	18,34
	Ridge	0,118	113147	***1,01***	***14,7***	0,106	137658	***0,99***	***10,68***	0,128	132312	1,04	***14***	0,115	129087	***1,03***	***12,95***	0,118	**134011**	***1,03***	***10,41***	0,117	129243	***1,02***	***12,55***
	ElasticNET	0,116	105777	***0,98***	***11,70***	0,170	210335	1,05	17,20	0,158	162980	1,03	17,06	0,151	190181	1,06	20,70	0,143	183386	1,08	***14,43***	0,148	170532	1,04	16,22
	KNN	0,154	178481	***1,03***	***12,98***	0,169	255058	1,04	17,24	0,155	182791	***1,03***	***11,54***	0,185	231885	1,06	40,93	0,16	245438	1,04	16,04	0,165	218731	1,04	19,75
	DVR	0,407	558783	1,3	32	0,348	597580	1,28	35,7	0,409	541703	1,3	26,7	0,372	606736	1,26	36,67	0,305	607887	1,28	31,33	0,368	582538	1,28	32,48
	LGBM	0,107	119355	***1,02***	17,28	0,103	153899	***1,02***	***10,21***	0,072	84820	***1***	***7,75***	0,13	144734	***1***	***14,51***	0,148	161954	1,04	15,8	0,112	132952	***1,02***	***13,11***
	RF	0,128	110944	1,04	***10***	0,135	196542	1,04	17,66	0,136	138363	1,05	***14,76***	0,122	146690	1,05	***14,72***	0,132	225560	1,07	***13,23***	0,131	163620	1,05	14,07
	CatBoost	**0,057**	**62669**	***1***	***7,41***	0,093	145763	***1,03***	***9,55***	0,095	101692	***1,03***	***12,54***	0,102	**103744**	***1,03***	***13,95***	0,109	179612	1,05	***10,91***	0,091	**118696**	***1,03***	***10,87***
	XGBoost	0,066	73545	***1,01***	***6,99***	**0,08**	**130731**	***1,01***	***8,45***	**0,088**	**97188**	***1,03***	***11,72***	**0,099**	124023	1,04	***14,7***	0,108	182448	1,05	***11,76***	**0,088**	121587	***1,03***	***10,72***
	AdaBoost	0,109	132954	1,03	***11,76***	0,124	190770	***1,02***	16,76	0,083	107247	***1,02***	***10,84***	0,125	178195	***1,03***	***14,98***	0,137	223927	1,03	***14,04***	0,116	166619	***1,03***	***13,68***
	YSA	0,14	162119	1,04	17,74	0,2	262432	1,06	22,22	0,147	198124	1,06	15,49	0,159	183333	1,04	21,8	0,213	367362	1,1	20,72	0,172	234674	1,06	19,59
	Meta Modeller																								

ElasticNET	0,076	85780	***0,99***	***8,27***	0,076	116569	***0,99***	***7,59***	0,099	113691	***1,01***	***11,43***	0,083	96514	***1,01***	***10,30***	0,091	119212	***1,03***	***9,08***	0,085	106353	***1,01***	***9,33***
MARS	0,059	74976	***1,00***	***5,64***	0,086	128854	***1,01***	***11,07***	0,082	96278	***1,01***	***7,80***	0,074	88788	***1,02***	***7,59***	0,088	129069	***1,03***	***8,49***	0,078	103593	***1,01***	***8,12***
AdaBoost	0,077	93678	***0,98***	***8,29***	0,070	**71367**	***1,02***	***7,24***	0,077	**59590**	***1,02***	***7,79***	**0,061**	**46396**	***1,01***	***6,79***	0,084	**83197**	***1,03***	***8,51***	0,074	**70846**	***1,01***	***7,72***
XGBoost	**0,045**	**53192**	***1,00***	***4,38***	**0,065**	110879	***1,00***	***6,94***	0,078	95252	***1,02***	***9,19***	0,078	111715	***1,02***	***7,41***	0,081	150129	1,04	***8,70***	0,069	104233	***1,02***	***7,32***
RF	0,058	70285	***1,00***	***5,50***	0,071	113509	***1,01***	***7,10***	0,072	84747	***1,02***	***7,68***	0,076	97801	***1,03***	***9,28***	**0,069**	130098	1,04	***6,94***	**0,069**	99288	***1,02***	***7,3***
YSA	0,075	68492	***1,01***	***8,59***	0,075	108747	***1,02***	***7,6***	**0,068**	88054	***1,02***	***8,84***	0,089	111747	***1,02***	***9,29***	0,076	118242	1,04	***7,5***	0,077	99056	***1,02***	***8,36***

Çizelge 4.16'da da görülmekte olduğu üzere Altındağ ilçesi 16 farklı veri kümesinden oluşmaktadır. 27 adet gözlemden oluşan 1 oda kümesi için öncül modeller içerinde ÇDR, % 9'luk MAPE ve 32.675 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında XGBoost ve RF haricinde meta modellerin tamamı öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen ÇDR'den daha iyi sonuçlar ortaya koymakla birlikte ElasticNet ile gerçekleştirilen meta model % 6,3'lik MAPE ve 27.215 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca XGBoost haricinde tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

178 adet gözlemden oluşan 2 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde AdaBoost, % 10,3'lük MAPE ve XGBoost, 43.607 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller içerinde sadece ElasticNET hariç olmak diğerleri öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost ve AdaBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 7,5'lik MAPE ve RF ile gerçekleştirilen meta model 36.526 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

126 adet gözlemden oluşan 2 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde AdaBoost, % 10,5'lük MAPE ve XGBoost, 74.700 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller içerinde sadece ElasticNET hariç öncül model içerisinde en iyi sonuç veren AdaBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,2'lik MAPE ve 30.801 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

23 adet gözlemden oluşan 2 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde ElasticNet, % 3,4'lük MAPE ve 11.760 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul

değerleme açısında tüm öncül modellerin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller içerinde sadece MARS ve RF hariç öncül model içerisinde en iyi sonuç veren ElasticNet'ten daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 2,7'lik MAPE ve 8.891 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

190 adet gözlemden oluşan 3 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 13,6'lık MAPE ve Lasso, 83.870 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece Lasso ve Ridge öncül modelleri hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller, tümü öncül modeller içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost ve Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. Adaboost ile gerçekleştirilen meta model % 9,4'lük MAPE ve 62.283 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

163 adet gözlemden oluşan 3 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 15,8'lik MAPE ve 133.536 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında hiç bir öncül model için hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller, tüm öncül modeller içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. RF ile gerçekleştirilen meta model % 11,7'lik MAPE ve 100.198 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

1213 adet gözlemden oluşan 3 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 9,1'lik MAPE ve 52.055 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında MARS ve DVR hariç tüm öncül modeller için hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. YSA ile gerçekleştirilen meta model ise % 8,8'lik MAPE ve 50.169 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını

sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

1260 adet gözlemden oluşan 3 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 10,1'lik MAPE ve 61.488 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında KNN ve DVR hariç tüm öncül modeller için hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller, tüm öncül modeller içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 9,4'lük MAPE ve 59.444 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

1334 adet gözlemden oluşan 3 oda 5.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 11,2'lik MAPE ve 98.631 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında XGBoost, CatBoost ve RF hariç tüm öncül modeller için hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almamaktadır. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 10,8'lik MAPE ve 97.817 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

106 adet gözlemden oluşan 4 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 7,9'luk MAPE ve 51.012 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece Lasso ve Ridge hariç tüm öncül modeller için hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller, tüm öncül modeller içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,9'luk MAPE ve 44.649 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

207 adet gözlemden oluşan 4 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 9,2'lik MAPE ve 76.768 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece DVR hariç tüm öncül modeller için hem PRD hem de COD

değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller, tüm öncül modeller içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 7,4'lük MAPE ve 58.123 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

93 adet gözlemden oluşan 4 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 9,3'lük MAPE ve 41.708 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece Lasso, tüm öncül modeller için hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller, tüm öncül modeller içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. MARS ile gerçekleştirilen meta model % 7,1'lik MAPE ve 35.103 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

485 adet gözlemden oluşan 4 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 10,8'lik MAPE ve 158.482 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece XGBoost, MARS, LGBM ve ElasticNet, tüm öncül modeller için hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller, tüm öncül modeller içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 9,8'lik MAPE ve 152.848 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

19 adet gözlemden oluşan 4 oda 5.kümesi için öncül modeller içerinde ElasticNet, % 7'lik MAPE ve 53.372 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece Lasso ve ElasticNet, tüm öncül modeller için hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller, tüm öncül modeller içerisinde en iyi sonuç veren ElasticNet'den daha iyi sonuçlar ortaya koymamaktadırlar. XGBoost ile gerçekleştirilen meta model % 7,5'lik MAPE ve 36.702 (TL) MAE değeri ile meta modeller içerisinde en iyi tahmin

performansını sergilese de sadece MAE değeri açısında öncül model olan ElasticNet'ten daha iyi sonuç vermiştir. Fakat tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

114 adet gözlemden oluşan 5 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 10,8'lik MAPE ve 102.714 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece Ridge ve Lasso, tüm öncül modeller için hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller, tüm öncül modeller içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. RF ile gerçekleştirilen meta model % 8,1'lik MAPE ve YSA ile gerçekleştirilen meta model 80.462 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

114 adet gözlemden oluşan 6 oda kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 8,8'lik MAPE ve CatBoost, 118.696 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında XGBoost ve CatBoost da dâhil olmak üzere birçok öncül model için hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller, tüm öncül modeller içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost ve CatBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. RF ile gerçekleştirilen meta model % 6,9'luk MAPE ve AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model 70.846 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

Çizelge 4.17. Altındağ ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü

Veri Kümesi	Model	< %5	< %10	< %15	> %15
1 oda (27)	ElasticNet	0,63	0,85	0,89	0,11
2 oda - 1.k (178)	RF	0,49	0,63	0,83	0,17
2 oda - 2.k (126)	YSA	0,64	0,79	0,92	0,08
2 oda - 3.k (23)	YSA	0,83	1	1	0
3 oda - 1.k (190)	ADA	0,51	0,68	0,79	0,21
3 oda - 2.k (163)	RF	0,41	0,58	0,71	0,29
3 oda - 3.k (1213)	YSA	0,47	0,67	0,82	0,18
3 oda - 4.k (1260)	YSA	0,46	0,64	0,79	0,21
3 oda - 5.k (1334)	YSA	0,45	0,6	0,73	0,27

4 oda - 1.k (106)	YSA	0,59	0,83	0,91	0,09
4 oda - 2.k (207)	ADA	0,54	0,71	0,87	0,13
4 oda - 3.k (93)	MARS	0,61	0,8	0,86	0,14
4 oda - 4.k (485)	YSA	0,46	0,62	0,76	0,24
4 oda - 5.k (19)	XGB	0,63	0,74	0,79	0,21
5 oda (114)	RF	0,51	0,73	0,83	0,17
6 oda (128)	ADA	0,65	0,76	0,81	0,19

Çizelge 4.16'de yer alan tüm metriklere ek olarak Çizelge 4.17'de görülmekte olduğu üzere en iyi sonuçların elde edildiği meta modellere ait yüzdelik dilimlerde mutlak hata oranların verilmektedir. Bu çerçevede 1 oda (27) veri kümesi için meta model ElasticNet'in tahminlerinin % 63'ü, % 5'ten daha az, % 85'i, % 10'dan daha az, % 89'u, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece %11'i, %15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda - 1.k (178) veri kümesi için meta model RF'nin tahminlerinin % 49'u, % 5'ten daha az, % 63'ü, % 10'dan daha az, % 83'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 17'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda - 2.k (126) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 64'ü % 5'ten daha az, % 79'u, % 10'dan daha az, % 92'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 8'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda - 3.k (23) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 83'ü, % 5'ten daha az, % 100'ü, % 10'dan daha az, % 100'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 0'ı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 1.k (190) veri kümesi için meta model AdaBoost'un tahminlerinin % 51'i, % 5'ten daha az, % 68'i, % 10'dan daha az, % 79'u % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 21'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 2.k (163) veri kümesi için meta model RF'nin tahminlerinin % 41'i, % 5'ten daha az, % 58'i, % 10'dan daha az, % 71'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 29'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 3.k (1213) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 47'si, % 5'ten daha az, % 67'si, % 10'dan daha az, % 82'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 18'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 4.k (1260) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 46'sı % 5'ten daha az , % 64'ü % 10'dan daha az, % 79'u % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 21'i % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 5.k (1334) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 45'i % 5'ten daha az , % 60'ı % 10'dan daha az, % 73'ü % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 27'si % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda - 1.k (106) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 59'u % 5'ten daha az , % 83'ü % 10'dan daha az, % 91'i % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken

sadece % 9'u % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda - 2.k (207) veri kümesi için meta model AdaBoost'un tahminlerinin % 54'ü % 5'ten daha az , % 71'i % 10'dan daha az, % 87'si % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 13'ü % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda - 3.k (93) veri kümesi için meta model MARS'ın tahminlerinin % 61'i % 5'ten daha az , % 80'i % 10'dan daha az, % 86'sı % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 14'ü % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda - 4.k (485) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 46'sı % 5'ten daha az , % 62'si % 10'dan daha az, % 76'sı % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 24'ü % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda - 5.k (19) veri kümesi için meta model XGBoost'un tahminlerinin % 63'ü % 5'ten daha az , % 74'ü % 10'dan daha az, % 79'u % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 21'i % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda (114) veri kümesi için meta model RF'nin tahminlerinin % 51'i % 5'ten daha az , % 73'ü % 10'dan daha az, % 83'ü % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 17'si % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 6 oda (128) veri kümesi için meta model AdaBoost'un tahminlerinin % 65'i % 5'ten daha az , % 76'sı % 10'dan daha az, % 81'i % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 19'u % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. Tüm bu sonuçlar neticesin de her iki çizelge sonuçlarına göre geliştirilen model mimarisinin tüm veri setleri kapsamında bazı veri setleri için bazıları için kısmen yüksek tahmin gücüne sahip olduğunu söylemek yanlış olmayacaktır.

Çizelge 4.18. Altında ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		MARS	**ÇDR**	**Lasso**	**Ridge**	**ElasticNet**	**KNN**	**DVR**	**LGBM**	**RF**	**CatBoost**	**XGBoost**	**AdaBoost**	**YSA**
1 oda (27)	**MAPE**	7	1	10	3	6	11	12	13	8	4	5	2	9
	MAE	4	1	6	2	3	9	12	13	8	5	7	10	11
	Ortalama	***5,5***	***1***	***8***	***2,5***	***4,5***	***10***	***12***	***13***	***8***	***4,5***	***6***	***6***	***10***
2 oda – 1. Küme (178)	**MAPE**	4	11	10	6	7	12	13	8	9	2	3	1	5
	MAE	4	9	7	5	2	11	13	6	8	3	1	12	10
	Ortalama	***4***	***10***	***8,5***	***5,5***	***4,5***	***12***	***13***	***7***	***8,5***	***2,5***	***2***	***6,5***	***7,5***
2 oda – 2. Küme (126)	**MAPE**	6	11	7	10	13	12	9	8	2	3	1	4	5
	MAE	3	1	2	9	10	13	12	7	5	4	8	6	11
	Ortalama	***4,5***	***6***	***4,5***	***9,5***	***12***	***13***	***11***	***7,5***	***3,5***	***3,5***	***4,5***	***5***	***8***
2 oda – 3. Küme (23)	**MAPE**	11	2	4	1	3	10	13	12	7	8	6	5	9
	MAE	10	2	4	1	3	8	13	12	7	6	5	9	11
	Ortalama	***10,5***	***2***	***4***	***1***	***3***	***9***	***13***	***12***	***7***	***7***	***5,5***	***7***	***10***
3 oda – 1. Küme (190)	**MAPE**	11	7	3	2	9	12	13	6	10	4	1	5	8
	MAE	11	6	1	2	7	12	13	5	8	4	3	10	9
	Ortalama	***11***	***6,5***	***2***	***2***	***8***	***12***	***13***	***5,5***	***9***	***4***	***2***	***7,5***	***8,5***
3 oda – 2. Küme (163)	**MAPE**	11	9	10	4	8	12	13	5	7	3	1	2	6
	MAE	7	10	9	2	5	12	13	4	8	3	1	6	11
	Ortalama	***9***	***9,5***	***9,5***	***3***	***6,5***	***12***	***13***	***4,5***	***7,5***	***3***	***1***	***4***	***8,5***

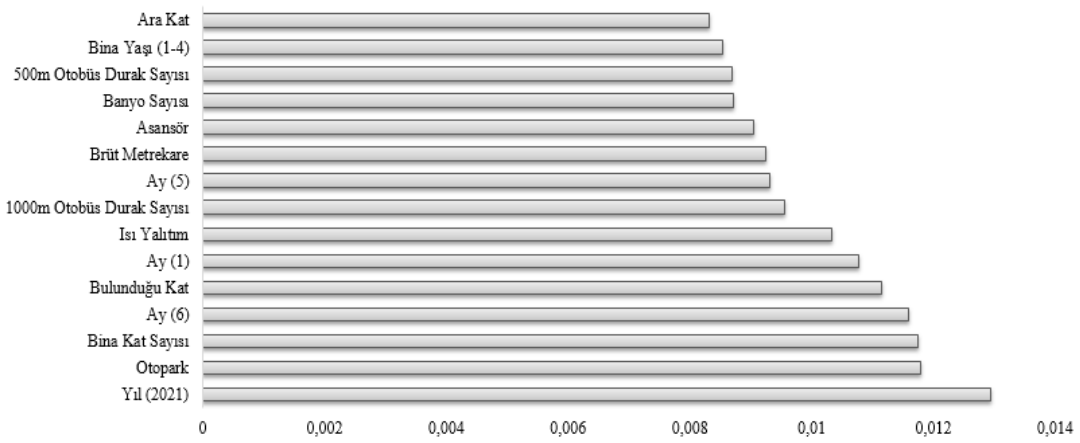
3 oda – 3. Küme (1213)	**MAPE**	7	11	9	10	8	12	13	3	6	2	1	5	4
	MAE	13	10	8	9	5	11	12	3	6	2	1	4	7
	Ortalama	***10***	***10,5***	***8,5***	***9,5***	***6,5***	***11,5***	***12,5***	***3***	***6***	***2***	***1***	***4,5***	***5,5***
3 oda – 4. Küme (1260)	**MAPE**	10	6	11	8	9	12	13	3	7	1	2	4	5
	MAE	11	7	10	9	8	12	13	3	5	2	1	4	6
	Ortalama	***10,5***	***6,5***	***10,5***	***8,5***	***8,5***	***12***	***13***	***3***	***6***	***1,5***	***1,5***	***4***	***5,5***
3 oda – 5. Küme (1334)	**MAPE**	10	6	8	11	9	12	13	3	7	2	1	4	5
	MAE	10	7	9	11	8	12	13	3	5	2	1	4	6
	Ortalama	***10***	***6,5***	***8,5***	***11***	***8,5***	***12***	***13***	***3***	***6***	***2***	***1***	***4***	***5,5***
4 oda – 1. Küme (106)	**MAPE**	9	6	2	1	5	11	13	7	10	3	4	8	12
	MAE	8	6	2	1	5	11	13	7	10	4	3	9	12
	Ortalama	***8,5***	***6***	***2***	***1***	***5***	***11***	***13***	***7***	***10***	***3,5***	***3,5***	***8,5***	***12***
4 oda – 2. Küme (207)	**MAPE**	12	10	4	3	5	6	13	7	8	2	1	11	9
	MAE	12	8	4	3	5	7	13	9	6	2	1	11	10
	Ortalama	***12***	***9***	***4***	***3***	***5***	***6,5***	***13***	***8***	***7***	***2***	***1***	***11***	***9,5***
4 oda – 3. Küme (93)	**MAPE**	9	5	1	4	6	12	13	7	11	3	2	10	8
	MAE	6	7	1	3	5	11	13	10	9	4	2	8	6
	Ortalama	***7,5***	***6***	***1***	***3,5***	***5,5***	***11,5***	***13***	***8,5***	***10***	***3,5***	***2***	***9***	***10***
4 oda – 4. Küme (485)	**MAPE**	5	11	6	7	4	12	13	3	9	2	1	8	10
	MAE	5	10	8	9	6	12	13	3	7	2	1	4	11
	Ortalama	5	10,5	7	8	5	12	13	3	8	2	1	6	10,5
4 oda – 5. Küme (19)	**MAPE**	7	5	2	4	1	11	12	13	10	8	3	9	6
	MAE	7	3	4	6	1	10	12	13	9	8	2	11	5
	Ortalama	***7***	***4***	***3***	***5***	***1***	***10,5***	***12***	***13***	***9,5***	***8***	***2,5***	***10***	***5,5***
5 oda (114)	**MAPE**	9	12	4	1	5	10	13	7	6	3	2	8	11
	MAE	7	12	2	1	5	10	13	9	6	4	3	8	11
	Ortalama	***8***	***12***	***3***	***1***	***5***	***10***	***13***	***8***	***6***	***3,5***	***2,5***	***8***	***11***
6 oda (128)	**MAPE**	8	11	6	5	9	10	13	3	7	2	1	4	12
	MAE	9	10	5	3	8	11	13	4	6	1	2	7	12
	Ortalama	***8,5***	***10,5***	***5,5***	***4***	***8,5***	***10,5***	***13***	***3,5***	***6,5***	***1,5***	***1,5***	***5,5***	***12***
Genel Ortalama		***8,22***	***7,28***	***5,59***	***4,88***	***6,04***	***10,93***	***12,7***	***6,84***	***7,41***	***3,38***	***2,41***	***6,66***	***8,59***

Çizelge 4.19. Altında ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		ElasticNet	**MARS**	**AdaBoost**	**XGBoost**	**RF**	**YSA**
1 oda (27)	**MAPE**	1	3	4	6	5	2
	MAE	1	3	4	6	5	2
	Ortalama	***1***	***3***	***4***	***6***	***5***	***2***
2 oda – 1. Küme (178)	**MAPE**	6	5	1	2	3	4
	MAE	4	5	6	3	1	2
	Ortalama	***5***	***5***	***3,5***	***2,5***	***2***	***3***
2 oda – 2. Küme (126)	**MAPE**	6	5	3	4	2	1
	MAE	4	5	6	3	2	1
	Ortalama	***5***	***5***	***4,5***	***3,5***	***2***	***1***
2 oda – 3. Küme (23)	**MAPE**	4	5	3	2	6	1
	MAE	3	4	6	5	2	1
	Ortalama	***3,5***	***4,5***	***4,5***	***3,5***	***4***	***1***
3 oda – 1. Küme (190)	**MAPE**	6	5	1	2	3	4
	MAE	4	6	2	5	3	1
	Ortalama	***5***	***5,5***	***1,5***	***3,5***	***3***	***2,5***
3 oda – 2. Küme (163)	**MAPE**	6	5	4	2	1	3
	MAE	6	4	3	2	1	5
	Ortalama	***6***	***4,5***	***3,5***	***2***	***1***	***4***
3 oda – 3. Küme (1213)	**MAPE**	4	2	5	3	6	1
	MAE	3	2	5	6	4	1
	Ortalama	***3,5***	***2***	***5***	***4,5***	***5***	***1***
3 oda – 4. Küme (1260)	**MAPE**	2	3	4	5	6	1
	MAE	3	4	5	6	2	1
	Ortalama	***2,5***	***3,5***	***4,5***	***5,5***	***4***	***1***
3 oda – 5. Küme (1334)	**MAPE**	2	3	4	5	6	1
	MAE	2	3	5	6	4	1
	Ortalama	***2***	***3***	***4,5***	***5,5***	***5***	***1***
4 oda – 1. Küme (106)	**MAPE**	6	4	1	2	5	3
	MAE	5	4	1	3	6	2
	Ortalama	***5,5***	***4***	***1***	***2,5***	***5,5***	***2,5***
	MAPE	5	1	2	3	4	5

4 oda – 2. Küme (207)	**MAE**	4	1	2	3	5	4
	Ortalama	***4,5***	***1***	***2***	***3***	***4,5***	***4,5***
4 oda – 3. Küme (93)	**MAPE**	6	1	2	3	4	5
	MAE	4	1	2	5	6	3
	Ortalama	***5***	***1***	***2***	***4***	***5***	***4***
4 oda – 4. Küme (485)	**MAPE**	2	5	3	6	4	2
	MAE	5	4	1	6	2	3
	Ortalama	3,5	4,5	2	6	3	2
4 oda – 5. Küme (19)	**MAPE**	4	2	6	1	5	4
	MAE	5	4	3	1	2	6
	Ortalama	***4,5***	***3***	***4,5***	***1***	***3,5***	***4,5***
5 oda (114)	**MAPE**	6	4	1	3	2	5
	MAE	6	5	1	4	3	2
	Ortalama	***6***	***4,5***	***1***	***3,5***	***2,5***	***3,5***
6 oda (128)	**MAPE**	6	5	3	1	2	4
	MAE	6	4	1	5	3	2
	Ortalama	***6***	***4,5***	***2***	***3***	***2,5***	***3***
Genel Ortalama		***4,28***	***3,66***	***3,13***	***3,72***	***3,59***	***2,57***

Altındağ ilçesi kapsamında genel model performansları Çizelge 4.18 ve Çizelge 4.19 de gösterilmektedir. Bu çizelgelerden görülebileceği üzere öncül modeller içerisinde tüm veri seti kapsamında en iyi model 2,41 ortalama sıralama puanı ile XGBoost olurken meta modeller açısından ise 2,57 ortalama sıralama puanı ile YSA en iyi performans gösteren model olmuştur. Her ne kadar her bir veri seti kapsamında farkı modeller daha iyi sonuçlar sergilemiş olsalar da eğer Altında ilçesi kapsamında tek bir öncül model veya tek bir meta model seçilmesi gerekir ise bu modellerin seçilmesi uygun olacaktır.



Şekil 4.4. Altındağ ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler

Şekil 4.4'de Altındağ ilçesi kapsamında oluşturulan tüm veri kümeleri ve tüm öncül modeller için özellik seçimi sonrasında en çok kullanılan ilk 15 değişkene ait kullanım oranları sunulmaktadır. Burada oluşturulan sıralama modelleme esnasında özellik seçim aşamasında en çok seçilen özelliklere göre yapılan bir sıralama ile elde edilmiştir. Bu neticede Şekil 4.4'de de görülmekte olduğu üzere Yıl (2021) modellerin oluşturulmasında

en çok seçilen özellik iken sırasıyla Otopark, Bina Kat Sayısı gibi özellikler hemen ardından gelmektedir. Ayrıca burada Ay (5), Ay (6), Ay (1) ve Yıl (2021) gibi zaman değişkenlerinin varlığı tahmin edilebileceği gibi çok dalgalı olan bir periyot kapsamında zaman kavramının önemini ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.20. Çankaya ilçesine ait tüm model sonuçları

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 Oda – 1. Küme (211)	MARS	0,297	221688	1,09	30,67	0,25	300687	1,06	25,06	0,286	278532	1,08	27,77	0,329	319386	1,16	30,38	0,248	317278	1,07	27,08	0,282	287514	1,09	28,19
	ÇDR	0,247	213248	1,05	26,52	0,269	348963	1,08	30,43	0,356	320835	1,14	35,32	0,231	272553	1,06	24,47	0,245	357945	1,06	26,77	0,27	302709	1,08	28,7
	Lasso	0,266	181532	***0,99***	26,82	**0,154**	**161849**	***1,03***	15,65	0,325	277461	1,07	30,68	0,221	259647	1,06	21,54	0,16	234615	1,04	20,64	0,225	223021	1,04	23,07
	Ridge	0,215	177238	***1,02***	20,69	0,192	208314	1,03	18,28	0,246	192542	***1,01***	24,3	0,192	**196705**	1,08	19,25	**0,145**	**194265**	1,04	17,58	0,198	**193813**	1,04	20,02
	ElasticNET	0,292	216343	1,07	23,71	0,293	308236	***1,01***	27,53	0,271	236041	***1,02***	27,12	0,253	270979	1,11	24,56	0,208	266896	1,11	25	0,263	259699	1,06	25,58
	KNN	0,274	216287	1,07	27,01	0,248	297645	1,1	24,46	0,297	281658	1,14	28,63	0,276	375891	1,15	27,1	0,253	341018	1,13	30,15	0,27	302500	1,12	27,47
	DVR	0,611	375140	1,2	40,27	0,448	493868	1,27	47,64	0,514	396840	1,25	42,16	0,394	463813	1,27	38,93	0,4	543992	1,23	43,5	0,473	454731	1,24	42,5
	LGBM	0,233	187037	1,03	20,54	0,218	237782	1,07	22	0,213	178158	1,07	21,32	0,238	256079	1,11	23,79	0,229	311739	1,08	24,43	0,226	234159	1,07	22,42
	RF	0,265	182365	1,07	18,66	0,265	298151	1,12	25	0,27	219642	1,11	21,69	0,262	290118	1,15	24,6	0,254	327338	1,14	29,84	0,263	263523	1,12	23,96
	CatBoost	0,166	129430	1,03	16,76	0,192	228236	1,07	19,27	**0,168**	**160031**	1,06	17,34	**0,188**	221051	1,1	18,79	0,22	285803	1,11	24,54	**0,187**	204910	1,07	19,34
	XGBoost	**0,162**	**119516**	1,05	16	0,209	239141	1,08	20,83	0,179	161419	1,03	17,4	0,21	237958	1,11	21,22	0,196	281059	1,06	20,9	0,191	207819	1,07	19,27
	AdaBoost	0,165	121562	1,05	16,41	0,225	276153	1,09	24,07	0,242	248867	1,1	23,25	0,235	268554	1,1	23,79	0,288	387147	1,12	33,42	0,231	260457	1,09	24,19
	YSA	0,216	193842	1,03	23,63	0,261	356099	1,1	26,11	0,26	253855	1,07	27,14	0,277	418332	1,16	24,18	0,268	363719	1,12	27,99	0,256	317169	1,1	25,81
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,176	138178	***1***	18,37	0,167	189744	1,02	15,77	0,212	181758	***1,01***	19,58	0,16	181108	1,07	15,87	0,127	188933	1,04	***13,62***	0,168	175944	***1,03***	16,64
	MARS	0,154	137084	***1,01***	17,15	0,163	205537	1,04	16,26	0,182	174856	1,04	17,35	0,151	179842	1,06	15,29	0,123	175315	***1,03***	***14,04***	0,155	174527	1,04	16,02
	AdaBoost	0,157	141061	***1,02***	17,82	0,152	184433	1,03	15,44	0,177	166733	1,05	16,52	0,158	173242	1,05	15,84	**0,121**	**175015**	***1,03***	15,41	0,153	168097	1,04	16,21
	XGBoost	0,155	134062	***1,02***	18,58	0,152	183357	1,02	15,04	0,172	161644	1,04	16,05	**0,147**	170623	1,05	***14,94***	0,153	209493	1,05	18,09	0,156	171836	1,04	16,54
	RF	0,15	128467	***1,02***	19,11	0,153	**169566**	1,04	***14,7***	0,18	156062	1,05	16,01	0,152	**170563**	1,06	15,21	0,152	210983	1,05	17,27	0,157	167128	1,04	16,46
	YSA	**0,124**	**107153**	***1,02***	***13,45***	**0,128**	182983	1,04	***12,9***	**0,167**	**150028**	1,05	16,59	0,158	196744	1,06	16,25	0,129	197693	***1,03***	***14,27***	**0,141**	**166920**	1,04	***14,69***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 Oda – 2. Küme (110)	MARS	0,12	147945	***1,02***	***11,91***	0,131	163488	***1,03***	***13,18***	0,151	210776	1,04	16,45	0,137	178616	***1,01***	***13,37***	0,129	203611	***1,02***	***13,03***	0,134	180887	***1,02***	***13,59***
	ÇDR	0,134	151820	***1,03***	***13,28***	0,093	112594	***1,02***	***8,83***	0,135	155792	1,04	***14,71***	0,159	176262	***1,02***	15,88	0,115	214522	***1,02***	***14,59***	0,127	162198	***1,03***	***13,46***
	Lasso	**0,054**	63717	***1***	***6,77***	**0,051**	**65446**	***1***	***4,98***	**0,051**	**67391**	***1***	***5,38***	0,073	87960	***1***	***7,74***	**0,034**	**55650**	***1***	***3,46***	**0,053**	**68033**	***1***	***5,67***
	Ridge	0,057	**60447**	***1,01***	***5,77***	0,064	87761	***1***	***6,24***	0,052	78245	***1***	***5,28***	**0,068**	**81484**	***1,01***	***6,85***	0,06	97763	***1***	***6,38***	0,06	81140	***1***	***6,1***
	ElasticNET	0,106	116093	***1,02***	***10,43***	0,099	125545	***1,01***	***10,19***	0,115	155894	***1,01***	***11,12***	0,103	123354	***1***	***10,79***	0,092	145878	***1***	***9,07***	0,103	133353	***1,01***	***10,32***
	KNN	0,156	180818	***1,03***	18,03	0,138	177614	***1,02***	15,04	0,202	269932	1,06	20,89	0,18	201194	1,04	16,63	0,178	319562	***1,02***	***13,41***	0,171	229824	1,03	16,8
	DVR	0,279	285626	1,08	24,57	0,265	310771	***1,1***	26,35	0,293	334369	1,16	31,8	0,281	270346	***1,1***	26,23	0,235	429047	1,06	20,92	0,271	326032	1,1	25,97
	LGBM	0,128	132922	1,03	***12,6***	0,097	121533	***1,01***	***9,39***	0,117	151655	1,04	***12,63***	0,129	127374	1,03	***13,24***	0,108	201275	***1,01***	***9,22***	0,116	146952	***1,02***	***11,42***
	RF	0,157	160879	1,04	***12,57***	0,158	182415	1,05	15,18	0,212	232411	1,1	20,95	0,159	158376	1,05	15,73	0,148	281346	***1,03***	***11,14***	0,167	203085	1,05	15,11
	CatBoost	0,11	114352	***1,03***	***11,26***	0,088	106649	***1,01***	***8,65***	0,151	179080	1,07	15,37	0,131	123759	1,04	***13,11***	0,105	210093	***1,02***	***11,67***	0,117	146787	1,03	12,01
	XGBoost	0,095	97437	***1,03***	***9,49***	0,1	119486	***1,03***	***9,92***	0,154	174295	1,07	15,46	0,094	116143	***1,01***	***9,39***	0,071	140804	***1,01***	***7,07***	0,103	129633	***1,03***	***10,27***
	AdaBoost	0,128	132773	1,03	***14,11***	0,154	175564	1,04	15,35	0,159	175130	1,07	18,44	0,185	177429	1,06	18,36	0,163	303392	***1,02***	***14,88***	0,158	192858	1,04	16,23
	YSA	0,154	169717	1,04	16,45	0,156	204932	1,04	15,53	0,162	240580	1,05	17,74	0,137	175735	***1,02***	***13,97***	0,207	387734	1,04	19,95	0,163	235740	1,04	16,73
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,05	55663	***1,01***	***4,99***	0,039	50569	***1***	***3,86***	0,046	65123	***1***	***4,81***	**0,058**	**71480**	***1***	***5,69***	0,036	57932	***1***	***3,72***	0,046	60153	***1***	***4,61***
	MARS	0,048	53775	***1***	***5,43***	0,039	50569	***1***	***3,86***	0,045	62427	***1***	***4,52***	0,061	75900	***1,01***	***6,35***	0,034	53885	***1***	***3,71***	0,045	59311	***1***	***4,77***

	AdaBoost	**0,044**	**47902**	***1,01***	***5,66***	**0,037**	51064	***1***	***3,8***	0,068	63385	***1,03***	***6,95***	0,062	80628	***1,01***	***6,51***	0,034	61225	***1***	***3,46***	0,049	60841	***1,01***	***5,28***
	XGBoost	0,051	53419	***1,01***	***6,86***	0,041	57165	***1***	***4,5***	0,083	81536	***1,03***	***8,18***	0,065	84530	***1,01***	***6,39***	**0,032**	**51615**	***1***	***3,3***	0,054	65653	***1,01***	***5,85***
	RF	0,052	57739	***1,01***	***5,28***	**0,037**	**50000**	***1***	***3,92***	0,079	73670	***1,03***	***7,84***	0,068	84772	***1,01***	***6,99***	0,038	65731	***1***	***3,84***	0,055	66382	***1,01***	***5,57***
	YSA	0,045	51971	***1,01***	***4,73***	0,038	49316	***1***	***3,84***	**0,044**	**58386**	***1***	***4,44***	0,059	72137	***1***	***5,93***	0,036	57706	***1***	***3,77***	**0,044**	**57903**	***1***	***4,54***
1 Oda – 3. Küme (217)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,114	117854	***1,02***	***12,82***	0,123	145474	***1,03***	***12,57***	0,122	139210	***1,01***	***12,53***	0,116	128450	***1,01***	***11,26***	0,113	118006	***1,02***	***12,09***	0,118	129799	***1,02***	***12,25***
	ÇDR	0,123	147068	1,04	***14,44***	0,163	175202	1,03	18,88	0,101	108503	***1,01***	***12,56***	0,123	140739	***1,02***	***13,44***	0,1	108390	***1,01***	***9,76***	0,122	135980	***1,02***	***13,82***
	Lasso	0,112	111329	***1,01***	***13,19***	0,136	157153	***1,03***	***13,47***	0,093	**96103**	***1,01***	***9,88***	**0,091**	109368	***1,01***	***9,67***	0,085	92861	***1,01***	***9,96***	0,103	113363	***1,01***	***11,23***
	Ridge	0,096	91474	***1***	***10,86***	0,122	142130	***1,02***	***12,63***	0,093	100271	***1,02***	***10,15***	0,116	131545	***1***	***12,18***	**0,072**	**74856**	***1,01***	***7,32***	0,1	108055	***1,01***	***10,63***
	ElasticNET	0,11	109491	***1,01***	***11,78***	**0,095**	**116944**	***1,02***	***11,01***	0,116	121879	***1,01***	***11,9***	0,116	134158	***1,01***	***12,5***	0,106	113167	***1,01***	***10,83***	0,109	119128	***1,01***	***11,6***
	KNN	0,186	198570	1,05	16,45	0,168	175004	1,04	17,77	0,165	165085	1,03	15,66	0,148	188593	1,05	14,78	0,145	161256	***1,02***	18,3	0,162	177702	1,04	16,59
	DVR	0,226	190740	1,07	21,17	0,205	244842	1,07	21,93	0,193	197328	1,07	20,56	0,199	255837	1,08	21,06	0,188	200931	1,05	20,86	0,202	217936	1,07	21,12
	LGBM	0,085	104183	***1,02***	***10,84***	0,12	148369	***1,02***	***11,77***	**0,087**	98990	***1,01***	***8,72***	0,127	150967	***1,03***	***12,68***	0,132	138821	***1,02***	***13,01***	0,11	128266	***1,02***	***11,4***
	RF	0,144	152177	1,05	15,91	0,138	158497	1,04	***12,44***	0,121	126299	1,04	***12,56***	0,147	165691	1,05	***14,73***	0,135	139147	1,04	***14,11***	0,137	148362	***1,04***	***13,95***
	CatBoost	0,087	108977	***1,02***	***9,8***	0,105	126139	***1,02***	***9,32***	0,088	99148	***1,02***	***9,44***	0,094	**109000**	***1,03***	***9,66***	0,127	127315	***1,03***	***12,91***	0,1	114116	***1,02***	***10,23***
	XGBoost	**0,068**	**80067**	***1,02***	***8,07***	0,111	128720	***1,01***	***11,02***	0,08	94313	***1,01***	***8,77***	0,095	116741	***1,02***	***9,61***	0,099	107604	***1,01***	***13,72***	**0,091**	**105489**	***1,01***	***10,24***
	AdaBoost	0,135	147751	***1,03***	***12,62***	0,129	142668	***1,02***	***11,96***	0,118	134538	***1,03***	***12,08***	0,145	169335	1,05	15,02	0,185	209242	1,04	21,07	0,142	160707	***1,03***	***14,55***
	YSA	0,119	115485	***1,02***	15,84	0,167	210313	1,05	18,03	0,137	148866	***1,01***	***14,63***	0,105	133103	***1,02***	***10,67***	0,138	156659	***1,02***	***14,5***	0,133	152885	***1,02***	***14,73***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,078	81563	***1,01***	***9,26***	0,105	121570	***1,02***	***10,78***	0,07	76440	***1,01***	***7,64***	0,075	87400	***1,01***	***8,47***	**0,061**	**66997**	***1***	***8,03***	0,078	86794	***1,01***	***8,84***
	MARS	0,071	74262	***1,01***	***9,8***	0,106	129553	***1,01***	***10,54***	0,069	74730	***1,01***	***8,67***	**0,071**	**85139**	***1,01***	***7,74***	0,073	75690	***1,01***	***9,99***	0,078	87875	***1,01***	***9,35***
	AdaBoost	0,065	70319	***1,01***	***7,53***	**0,091**	**108053**	***1,01***	***9,41***	**0,06**	**64070**	***1,01***	***6,31***	0,076	90543	***1,01***	***9,72***	0,068	74228	***1,01***	***7,11***	**0,072**	**81443**	***1,01***	***8,02***
	XGBoost	0,077	84118	***1,01***	***13,9***	0,097	116015	***1,01***	***10,72***	0,064	73490	***1,01***	***7,67***	0,078	90672	***1,01***	***8,71***	0,068	70304	***1,01***	***9,11***	0,077	86920	***1,01***	***10,02***
	RF	0,07	80379	***1,02***	***7,09***	0,098	114772	***1,01***	***9,98***	0,061	67655	***1,01***	***6,43***	0,073	86635	***1,01***	***8,48***	0,065	68113	***1,01***	***7,73***	0,073	83511	***1,01***	***7,94***
	YSA	**0,062**	**68556**	***1,01***	***7,4***	0,093	114899	***1,01***	***10***	0,066	73932	***1,01***	***7,46***	0,077	93701	***1,01***	***8,82***	0,074	78334	***1,01***	***11,78***	0,074	85884	***1,01***	***9,09***
1 Oda – 4. Küme (92)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,429	200672	1,12	22,39	0,223	223074	1,08	24,5	0,275	157883	1,07	22,39	0,183	189096	***1,01***	18,61	0,224	272212	1,03	24,85	0,267	208587	1,06	22,55
	ÇDR	0,259	96688	1,1	25,66	0,23	238713	***1,01***	27,1	0,167	105505	1,05	17,97	0,204	211897	1,05	23,69	0,205	232269	1,05	21,48	0,213	177014	1,05	23,18
	Lasso	**0,112**	**45982**	***1,01***	***11,77***	0,106	77918	0,97	***10,94***	**0,082**	**42696**	***1***	***8,56***	0,089	98173	***1***	***9,82***	**0,11**	**128360**	***1***	***11,32***	**0,1**	**78626**	***1***	***10,48***
	Ridge	0,163	75735	1,04	15,65	**0,079**	**76917**	***1,02***	***9,06***	0,122	72294	***1,01***	***12,38***	**0,077**	**81872**	***1,02***	***7,65***	0,139	128987	1,04	18,07	0,116	87161	***1,03***	***12,56***
	ElasticNET	0,233	123538	***1,02***	23,68	0,153	160665	***1,02***	15,22	0,173	94199	***1***	21,13	0,147	160954	1,05	16,31	0,147	148075	***1,03***	15,11	0,171	137486	***1,02***	18,29
	KNN	0,531	222250	1,17	37,69	0,329	366778	1,14	41,17	0,291	147111	1,07	24,37	0,179	188917	1,02	19,91	0,254	328390	1,05	26,92	0,317	250689	1,09	30,01
	DVR	0,815	338109	1,29	41,06	0,365	381815	1,22	50,14	0,681	353259	1,12	19,13	0,296	356414	1,1	27,26	0,302	397647	1,07	27,3	0,492	365449	1,16	32,98
	LGBM	0,211	77772	1,07	22,13	0,204	234926	1,09	23,86	0,173	163200	1,13	17,74	0,158	165424	1,05	16,36	0,148	170329	1,04	***14,73***	0,179	162330	1,08	18,96
	RF	0,518	202068	1,2	35,22	0,216	231823	1,1	23,28	0,326	169038	1,08	21,09	0,164	158980	1,04	16,61	0,23	260760	1,07	27,69	0,291	204534	1,1	24,78
	CatBoost	0,295	114006	1,12	28,09	0,183	190696	1,1	23,15	0,174	95190	1,05	16,33	0,126	129620	1,04	16,27	0,148	165573	1,05	15,19	0,185	139017	1,07	19,81
	XGBoost	0,368	130198	1,16	31,69	0,163	187986	1,06	19,78	0,151	78387	1,05	***14,04***	0,101	116066	***1,01***	***11,33***	0,158	174214	1,03	19,01	0,188	137370	1,06	19,17
	AdaBoost	0,424	170844	1,15	37,27	0,233	224806	1,08	35,02	0,287	144333	1,06	27,33	0,142	160278	***1***	21,68	0,191	213800	1,04	22,7	0,255	182812	1,07	28,8
	YSA	0,38	175913	1,15	28,9	0,262	297301	1,12	27,47	0,156	106101	1,08	23,07	0,174	187209	1,05	19,85	0,277	330753	1,06	27,87	0,25	219455	1,09	25,43
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,102	44108	***1,03***	***11,43***	0,067	65856	***1***	***6,75***	0,06	37226	***1***	***6,15***	0,055	63267	***1,01***	***5,49***	0,091	98348	***1,01***	***9,85***	0,075	61761	***1,01***	***7,93***

	MARS	**0,102**	**39985**	1,04	***11,94***	0,072	65049	***0,99***	***6,75***	0,051	30180	***1,01***	***6,6***	**0,052**	**53660**	***1***	***6,05***	0,093	94766	***1,02***	***8,62***	0,074	56728	***1,01***	***7,99***
	AdaBoost	0,116	47468	1,04	***10,9***	0,074	94129	***1,02***	***9,83***	**0,037**	**21746**	***1,01***	***3,72***	0,068	74834	***1,01***	***10,09***	0,083	83667	***1,02***	***8,31***	0,076	64369	***1,02***	***8,57***
	XGBoost	0,116	50294	1,04	***11,6***	0,07	90437	***1,03***	***9,01***	0,044	23614	***1,01***	***4,53***	0,065	69709	***1,01***	***6,77***	**0,076**	**80955**	***1,01***	***9,36***	0,074	63002	***1,02***	***8,25***
	RF	0,146	60927	1,06	***14,01***	0,069	93949	***1,02***	***9,39***	0,05	32446	***1,01***	***5,27***	0,054	62493	***1,01***	***5,69***	0,082	83003	***1,02***	***8,62***	0,08	66564	***1,02***	***8,6***
	YSA	0,102	45822	***1,03***	***10,49***	**0,065**	**55988**	***1***	***6,57***	0,053	32204	***1,01***	***6,02***	0,063	74664	***1,01***	***7,29***	0,083	96218	***1,02***	***9,2***	**0,073**	**60979**	***1,01***	***7,91***
2 Oda – 1. Küme (26)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,38	341598	1,18	42,67	0,048	143660	***1***	***3,94***	0,147	294028	***0,98***	***12,36***	0,215	318923	1,06	***10,38***	0,084	244230	***1***	***9,45***	0,175	268488	1,04	15,76
	ÇDR	0,105	76620	1,06	***10,49***	0,032	90746	***1***	***3,93***	0,064	147023	***0,99***	***6,35***	**0,01**	**18999**	***1***	***0,85***	0,09	263942	***1***	***9,52***	0,06	119466	***1,01***	***6,23***
	Lasso	0,242	163013	1,14	24,18	0,012	31626	***1***	***1,18***	**0,035**	**65196**	***1,02***	***3,52***	0,081	103661	1,03	15,06	**0,022**	**63397**	***1***	***1,96***	0,078	85379	1,04	***9,18***
	Ridge	**0,006**	**10238**	***1***	***0,56***	0,009	24612	***1***	***0,86***	0,083	154611	***1,01***	***8,28***	0,034	59531	***1,01***	***2,81***	0,051	151255	***1***	***4,99***	**0,037**	**80049**	***1***	***3,5***
	ElasticNET	0,131	102684	1,08	***12,8***	0,005	13695	***1***	***0,49***	0,057	133126	***0,99***	***5,65***	0,053	75497	***1***	***5,27***	0,053	158497	***1***	***5,84***	0,06	96700	***1,01***	***6,01***
	KNN	0,156	172500	1,06	15,58	0,08	234000	***1***	***8,63***	0,069	150000	***0,99***	***6,55***	0,146	222500	0,97	12,78	0,079	231250	***1***	***7,92***	0,106	202050	***1***	***10,29***
	DVR	0,825	869048	1,27	41,64	0,242	705368	***1***	***5,68***	0,517	714852	1,14	27,1	0,775	963740	1,18	40,13	0,265	787500	***1***	***5,46***	0,525	808102	1,12	24
	LGBM	0,783	855286	1,32	47,03	0,221	642714	***1***	***4,6***	0,475	675571	1,18	32,8	0,742	926714	1,21	46,26	0,269	806583	***1***	***2,12***	0,498	781374	1,14	26,56
	RF	0,463	391760	1,24	43,11	0,044	128861	***1***	***2,18***	0,138	263105	1,04	***11,89***	0,352	419470	1,11	25,16	0,18	527060	***1***	***12,65***	0,235	346051	1,08	19
	CatBoost	0,291	217299	1,16	31,04	0,009	24941	***1***	***1,14***	0,131	248485	***1,03***	***10,98***	0,344	408982	1,1	36,85	0,121	352171	***1***	***12,4***	0,179	250376	1,06	18,48
	XGBoost	0,203	155523	1,11	20,29	**0,001**	**2079**	***1***	***0,07***	0,053	138624	***1***	***5,35***	0,25	309596	1,08	19,25	0,092	270788	***1***	***8,57***	0,12	175322	1,04	***10,71***
	AdaBoost	0,13	134615	1,08	***12,97***	0,068	183667	***1***	***6,76***	0,413	840000	1,21	41,31	0,557	750000	1,1	17,49	0,178	519167	***1***	18,45	0,269	485490	1,08	19,4
	YSA	0,39	816239	1,14	26,43	0,217	627622	***1***	***2,45***	0,128	178090	1,07	***12,34***	0,334	454612	1,09	26,59	0,228	667998	***0,99***	***13,45***	0,259	548912	1,06	16,25
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,128	103083	1,07	***13,07***	0,014	41855	***1***	***0,81***	0,045	94470	***1***	***4,05***	0,042	61704	***0,99***	***2,87***	0,031	92822	***1***	***3,17***	0,052	78787	***1,01***	***4,79***
	MARS	0,098	75965	1,06	***9,49***	**0,013**	**37326**	***1***	***1,09***	**0,021**	**27964**	***1,01***	***2,01***	0,041	46720	***0,98***	***4,11***	0,011	33733	***1***	***1,09***	0,037	44342	***1,01***	***3,56***
	AdaBoost	**0,098**	**70000**	1,06	***9,75***	0,022	58000	***1***	***2,16***	0,028	52000	***1***	***2,77***	0,03	40000	***0,99***	***1,53***	**0,006**	**16667**	***1***	***0,56***	**0,037**	**47333**	***1,01***	***3,35***
	XGBoost	0,099	68068	1,06	***9,93***	0,024	66052	***1***	***2,82***	0,024	51505	***1,01***	***2,27***	0,032	48872	***0,99***	***1,52***	0,028	83804	***1***	***3***	0,041	63660	***1,01***	***3,91***
	RF	0,115	86225	1,07	***11,15***	0,028	74450	***1***	***3,04***	0,029	65635	***1***	***2,55***	**0,01**	**25880**	***1***	***0,74***	0,018	54325	***1***	***1,82***	0,04	61303	***1,01***	***3,86***
	YSA	0,132	94458	1,08	***13,15***	0,006	18500	***1***	***1,6***	0,038	70898	***1***	***3,92***	0,016	26986	***1,01***	***1,58***	0,044	131711	***1***	***4,78***	0,047	68511	***1,02***	***5,01***
2 Oda – 2. Küme (168)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,117	163947	***1***	***11,35***	0,115	214306	***1***	***11,62***	0,123	196563	***1,02***	***12,82***	0,267	273499	1,13	26,71	0,136	229299	***1,02***	***14,16***	0,152	215523	1,03	15,33
	ÇDR	0,119	167677	***1,01***	***11,43***	0,144	281225	***1***	***13,02***	0,133	196463	1,04	***13,55***	0,201	218136	1,09	20,42	0,155	279757	1,02	18,44	0,15	228652	1,03	15,37
	Lasso	**0,059**	**83779**	***1***	***10,82***	**0,06**	**112846**	***1,01***	***5,64***	**0,074**	**103284**	***0,99***	***8,25***	**0,095**	**142650**	***1,03***	***8,95***	**0,097**	**194934**	***1,02***	***9,96***	**0,077**	**127499**	***1,01***	***8,72***
	Ridge	0,071	96042	***1***	***8,24***	0,078	144090	***1,01***	***7,56***	0,079	128709	***1,01***	***8,27***	0,116	148030	***1,03***	***11,62***	0,078	153785	***1,01***	***7,69***	0,084	134131	***1,01***	***8,68***
	ElasticNET	0,099	141168	***1***	***9,8***	0,098	207892	***1,02***	***9,76***	0,103	160319	***1,01***	***10,54***	0,179	212458	1,06	17,89	0,103	185459	***1,02***	***10,48***	0,116	181459	***1,02***	***11,69***
	KNN	0,166	226002	***1,02***	***12,51***	0,174	351592	***1,01***	***12,39***	0,177	243212	***1,03***	***14,85***	0,262	203999	1,16	30,02	0,178	335625	1,05	19,53	0,191	272086	1,05	17,86
	DVR	0,181	240065	***1,02***	***11,21***	0,171	385365	1,05	16,07	0,223	296605	1,06	15,98	0,301	305649	1,18	30,49	0,221	456019	1,07	22,27	0,219	336741	1,08	19,2
	LGBM	0,09	126398	***1,01***	***11,02***	0,106	212117	***1,01***	***10,49***	0,139	176633	1,04	13,43	0,265	236027	1,12	27,27	0,138	247317	1,03	***13,85***	0,148	199698	1,04	15,21
	RF	0,102	135160	***1,01***	***10,79***	0,096	210448	***1,02***	***10,33***	0,164	214220	1,05	13,98	0,268	212888	1,16	26,13	0,157	276911	1,05	15,68	0,157	209925	1,06	15,38
	CatBoost	0,069	91689	***1,01***	***9,46***	0,085	180234	***1,01***	***9,11***	0,124	168360	***1,03***	***12,54***	0,233	177311	1,14	22,99	0,12	211524	***1,03***	***12,09***	0,126	165824	1,04	***13,24***
	XGBoost	0,06	83876	***1,01***	***8,8***	0,084	179773	***1,01***	***9,6***	0,093	131653	***1,02***	***9,22***	0,229	170412	1,14	22,76	0,11	193665	***1,03***	***11,08***	0,115	151876	1,04	***12,29***
	AdaBoost	0,115	152494	***1,01***	***13,54***	0,121	247983	***1,02***	***13***	0,194	281370	1,04	18,92	0,29	246470	1,16	28,76	0,135	235344	1,04	***13,67***	0,171	232732	1,05	17,58
	YSA	0,101	147180	***1,01***	***10,15***	0,13	276339	***1,02***	***11,09***	0,141	201937	***1,02***	15,68	0,269	239155	1,16	26,57	0,181	346971	1,04	17,11	0,164	242316	1,05	16,12
	Meta Modeller																								

	ElasticNET	0,049	70473	***1***	***10,33***	0,062	112886	***1***	***5,39***	0,068	98047	***1***	***6,9***	0,095	130927	***1,03***	***9,35***	0,074	146139	***1,01***	***7,9***	0,07	111694	***1,01***	***7,97***
	MARS	0,049	69197	***1***	***9,92***	0,058	106977	***1***	***5,22***	0,063	92575	***1***	***7,69***	0,091	144241	***1,02***	***9,42***	0,081	156443	***1,01***	***8,15***	0,068	113887	***1,01***	***8,08***
	AdaBoost	0,047	64513	***1***	***10,06***	0,058	117770	***1***	***9,22***	0,085	115838	***1,01***	***10,26***	0,139	139003	1,07	13,91	0,071	**137264**	***1,01***	***8,54***	0,08	114878	***1,02***	***10,4***
	XGBoost	**0,042**	**58829**	***1***	***9,39***	0,05	104989	***1***	***6,74***	0,08	112876	***1,01***	***8,24***	0,131	133605	1,06	13,89	0,074	146390	***1,01***	***9,91***	0,075	111338	***1,02***	***9,63***
	RF	0,048	66955	***1***	***8,47***	0,062	131904	***1,01***	***6,08***	0,085	118773	***1,02***	***9,48***	0,145	152591	1,07	14,49	**0,07**	137559	***1,01***	***8,06***	0,082	121556	***1,02***	***9,32***
	YSA	0,044	61705	***1***	***8,78***	**0,049**	**98307**	***1,01***	***4,89***	**0,057**	**86429**	***1***	***6,11***	**0,088**	**139018**	***1,02***	***7,66***	0,08	159230	***1,01***	***8,28***	**0,064**	**108938**	***1,01***	***7,14***
2 Oda – 3. Küme (380)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,251	186869	1,07	25,95	0,251	204171	1,05	23,83	0,302	214622	1,05	29,72	0,26	182854	1,08	23,3	0,209	238779	1,02	20,42	0,255	205459	1,05	24,64
	ÇDR	0,2	164180	1,07	22,21	0,209	177323	1,04	20,95	0,262	231806	1,12	31,28	0,236	161334	1,06	24,85	0,17	216478	1,04	23,71	0,215	190224	1,07	24,6
	Lasso	0,273	191139	1,06	25,63	0,231	189673	1,04	24,37	0,245	161685	***0,99***	24,84	0,302	206428	1,1	35,62	0,188	231960	1,07	18,55	0,248	196177	1,05	25,8
	Ridge	0,256	177927	1,03	25,2	0,236	196206	1,06	22,62	0,226	155460	1,05	21,15	0,29	192461	1,05	27,65	0,184	223709	1,06	21,08	0,238	189153	1,05	23,54
	ElasticNET	0,287	214942	1,06	29,06	0,276	224763	1,12	23,31	0,365	240731	1,13	31	0,308	201534	1,08	25,5	0,205	253030	1,07	21,89	0,288	227000	1,09	26,15
	KNN	0,226	183732	1,1	23,07	0,27	259086	1,09	29,09	0,301	229664	1,13	32,95	0,252	175296	1,08	25,09	0,296	390656	1,14	34,83	0,269	247687	1,11	29,01
	DVR	0,509	350396	1,34	42,82	0,34	339298	1,23	34,31	0,493	344181	1,34	46,17	0,443	311665	1,25	36,81	0,396	558596	1,27	49,62	0,436	380827	1,29	41,95
	LGBM	0,17	130286	1,05	17,07	0,191	151392	1,04	18,79	0,233	160494	1,08	22,05	0,228	178442	1,1	23,03	0,189	235178	1,07	24,11	0,202	171158	1,07	21,01
	RF	0,25	167218	1,11	21,14	0,204	183455	1,09	19,17	0,327	218664	1,14	26,12	0,335	201469	1,1	22,75	0,201	259428	1,1	27,68	0,263	206047	1,11	23,37
	CatBoost	0,144	117843	1,05	16,41	0,162	140560	1,05	16,53	**0,199**	**145278**	1,06	19,43	0,241	149526	1,05	19,62	0,162	206798	1,05	22,54	0,182	152001	1,05	18,91
	XGBoost	**0,142**	**104374**	1,07	***14,26***	**0,153**	**140092**	1,06	16,34	0,213	149152	1,07	20,57	**0,19**	**124493**	1,04	18,1	**0,154**	**200992**	1,06	16,69	**0,17**	**143821**	1,06	17,19
	AdaBoost	0,185	129417	1,08	18,79	0,166	153265	1,07	16,72	0,282	204445	1,12	26,43	0,277	175357	1,06	25,44	0,187	236141	1,08	33,71	0,219	179725	1,08	24,22
	YSA	0,198	173385	1,07	21,32	0,214	210990	1,08	21,41	0,203	159139	1,06	24,12	0,207	158874	1,06	20,01	0,211	284282	1,09	24,97	0,207	197334	1,07	22,37
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,15	108243	1,04	***14,89***	0,164	147317	1,06	16,77	0,194	140046	***1,02***	20,09	0,191	124268	1,04	17,6	0,14	184004	1,05	17,26	0,168	140776	1,04	17,32
	MARS	0,147	122194	1,04	17,08	0,153	148604	1,05	15,29	0,196	142344	1,06	24,52	0,203	135475	1,05	19,71	0,142	182819	1,04	17,33	0,168	146287	1,05	18,79
	AdaBoost	0,152	124654	1,06	15,33	**0,142**	**118891**	***1,03***	***14,06***	0,175	**116745**	1,05	17,88	0,177	**114857**	1,05	17,74	0,145	**177932**	1,03	15,29	0,158	**130616**	1,04	16,06
	XGBoost	0,14	120257	1,04	***14,96***	0,155	136602	1,03	15,82	0,18	137637	1,06	19,58	0,174	116185	1,05	16,43	0,147	194224	1,04	23,14	0,159	140981	1,04	17,99
	RF	0,151	122210	1,05	***15***	0,146	131850	1,03	***14,38***	0,182	133538	1,06	18,28	0,191	125858	1,05	17,05	0,143	188561	1,04	22,3	0,163	140403	1,05	17,4
	YSA	**0,137**	**118813**	1,06	***13,46***	0,15	143857	1,06	16,21	**0,171**	132974	1,05	17,14	**0,166**	117833	1,04	16,78	**0,137**	181044	1,04	16,6	**0,152**	138904	1,05	16,04
2 Oda – 4. Küme (154)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,208	184908	***1,01***	21,88	0,218	215940	1,03	20,18	0,258	325522	1,11	24,81	0,221	206229	1,04	21,13	0,199	294568	***1,02***	20,98	0,221	245433	1,04	21,8
	ÇDR	0,224	207270	1,06	24,77	0,174	183607	0,99	17,81	0,247	347590	***0,98***	29,96	0,254	238558	1,04	25,43	0,248	392993	1,04	33,16	0,229	274004	1,02	26,23
	Lasso	**0,079**	**77647**	***1***	***10,64***	**0,068**	**67051**	***1,02***	***6,62***	**0,101**	**126476**	***1***	***10,11***	0,142	106051	0,97	***14,4***	**0,091**	**159899**	1,03	16,8	**0,096**	**107425**	***1***	***11,71***
	Ridge	0,13	97070	1,04	15,52	0,125	121163	***1,01***	***11,16***	0,123	181970	***1,04***	***14,44***	0,131	124572	1,02	13,39	0,123	159965	***1,03***	***10,14***	0,126	136948	1,03	***12,93***
	ElasticNET	0,183	147756	1,04	20,08	0,148	161062	***0,99***	15,46	0,167	256975	1,03	19,21	0,206	161512	1,01	20,96	0,148	202136	***1,02***	***14,6***	0,17	185888	***1,02***	18,06
	KNN	0,269	207097	1,1	25,03	0,226	226823	1,05	21,93	0,306	451029	1,15	30,28	0,264	244382	1,06	26,07	0,277	450433	1,07	32,28	0,268	315953	1,09	27,12
	DVR	0,44	331412	1,12	26,24	0,302	307794	1,14	25,95	0,493	674954	1,36	56,76	0,292	257373	1,12	26,96	0,382	600739	1,19	42,56	0,382	434454	1,19	35,69
	LGBM	0,343	302317	1,19	34,8	0,179	176213	1,03	18,04	0,242	356792	1,12	25,82	0,159	147536	1,06	15,99	0,143	216281	1,03	17,49	0,213	239828	1,09	22,43
	RF	0,357	236927	1,1	24,99	0,189	186549	1,06	18,93	0,299	448996	1,21	30,63	0,202	169761	1,05	16,94	0,219	333181	1,1	20,93	0,253	275083	1,1	22,48
	CatBoost	0,196	163794	1,04	22,24	0,122	122486	1,04	***12,12***	0,213	336917	1,12	23,45	0,124	105518	1,03	***14,26***	0,138	210918	1,05	13,9	0,159	187927	1,06	17,19
	XGBoost	0,205	185190	1,08	22,22	0,096	101335	***1,02***	***8,98***	0,165	281605	1,09	17,33	**0,107**	**94884**	***1,02***	***10,35***	0,109	181854	***1,02***	***11,97***	0,136	168974	1,05	***14,17***
	AdaBoost	0,348	244950	1,1	31,54	0,214	189255	1,07	21,83	0,235	353729	1,14	23,85	0,157	144439	1,05	15,92	0,253	446690	1,06	37,72	0,241	275813	1,08	26,17
	YSA	0,175	167997	1,03	19,55	0,16	166784	1,05	***14,72***	0,24	421396	1,12	22,92	0,187	173393	1,05	17,99	0,252	385517	1,08	28,05	0,203	263017	1,07	20,65

	Meta Modeller																							
	ElasticNET	0,078	66238	***1,01***	***9,02***	0,08	76489	***1,01***	6,61	0,1	154281	***1,03***	***12,1***	0,101	92039	***0,99***	***9,92***	0,099	168091	***1,01***	***11,02***	0,092	111428	***1,01***	***9,73***
	MARS	0,076	60478	***1,01***	***9,91***	0,069	80782	***1,01***	6,67	0,087	114935	***1,01***	***10,34***	0,101	82657	***1***	***9,81***	0,099	162430	***1,02***	15,86	0,086	100256	***1,01***	***10,52***
	AdaBoost	0,077	66010	***1,02***	***10,06***	0,063	64862	***1,01***	6,93	0,093	156318	***1,02***	***8,97***	0,069	65105	***1,01***	***9,23***	0,088	152457	***1,01***	***9,07***	0,078	100950	***1,01***	***8,85***
	XGBoost	0,102	94427	1,04	***11,76***	0,063	67101	***1,01***	5,6	0,111	178479	1,04	***13,02***	**0,067**	63529	***1***	***6,92***	0,089	154020	***1,01***	***13,27***	0,086	111511	***1,02***	***10,11***
	RF	0,089	70499	***1,03***	***12,27***	0,065	69198	***1,01***	7,02	0,097	159603	***1,03***	***9,19***	0,071	66007	***1,01***	***7,34***	0,091	149466	***1,01***	15,29	0,083	102955	***1,02***	***10,22***
	YSA	**0,063**	**60074**	***1,01***	***8,64***	**0,056**	**63987**	***1,02***	6,94	**0,082**	**112194**	***1,01***	***9,25***	0,07	**63220**	***1,01***	***6,99***	**0,078**	**127910**	***1,02***	***10,21***	**0,07**	**85477**	***1,01***	***8,41***
2 Oda – 5. Küme (122)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,098	196942	***1,02***	***9,68***	0,11	221558	***1,01***	***10,63***	0,1	196361	***1,02***	***9,96***	0,099	219047	***1,01***	***11,94***	0,115	259166	***1,01***	***11,85***	0,104	218615	***1,01***	***10,81***
	ÇDR	0,105	237019	***1,02***	16,58	0,272	517882	***1,02***	22,68	0,217	476194	***0,98***	26,89	0,096	212009	***0,99***	***13,34***	0,145	334693	***1,02***	***14,54***	0,167	355559	***1,01***	18,81
	Lasso	**0,035**	**65197**	***1***	***3,61***	0,083	155142	***1,01***	***8,01***	**0,047**	**86354**	***1***	***7,22***	0,058	129299	***1***	***5,82***	0,091	200585	***1***	***9,33***	**0,063**	**127315**	***1***	***6,8***
	Ridge	0,058	120309	***1,01***	***5,73***	**0,067**	**134843**	***1,01***	***6,77***	0,066	132700	***1***	***6,83***	0,064	144683	***1***	***5,88***	**0,075**	**168145**	***1,01***	***8,05***	0,066	140136	***1,01***	***6,65***
	ElasticNET	0,076	156892	***1,02***	***11,65***	0,094	182878	***1,01***	***9,37***	0,098	205346	***1,01***	***8,85***	0,09	210977	***1,01***	***10,14***	0,116	267131	***1,02***	***11,54***	0,095	204645	***1,01***	***10,31***
	KNN	0,15	291678	***1,02***	***13,58***	0,109	213978	***1,02***	***9,73***	0,192	323192	1,06	20,19	0,07	176038	***1,01***	***8,61***	0,16	388805	***1,02***	15,09	0,136	278738	***1,03***	***13,44***
	DVR	0,214	339079	1,07	20,24	0,162	308411	***1,03***	***13,39***	0,197	336189	1,06	20,48	0,121	281136	1,03	15,66	0,168	399573	1,04	16,98	0,172	332878	1,05	17,35
	LGBM	0,105	204874	***1,01***	***7,5***	0,092	174856	***1,01***	***9,02***	0,084	165074	***1,01***	***10,6***	0,081	182725	***1,01***	***8,06***	0,112	267587	***1,02***	***11,64***	0,095	199023	***1,01***	***9,36***
	RF	0,109	202485	***1,03***	***10,42***	0,103	209333	***1,01***	***11,26***	0,1	197278	***1,03***	***10,54***	0,079	194280	***1,02***	***8,26***	0,151	368605	1,03	***14,82***	0,108	234396	***1,02***	***11,06***
	CatBoost	0,071	152643	***1,01***	***7,72***	0,093	174568	***1,01***	***8,22***	0,076	163168	***1,02***	***8,2***	0,063	144613	***1,01***	***6,4***	0,113	274625	***1,02***	***10,8***	0,083	181923	***1,01***	***8,27***
	XGBoost	0,058	129693	***1,01***	***7,68***	0,078	150702	***1,01***	***7,54***	0,084	186363	***1,01***	***12,8***	0,046	**105492**	***1,01***	***5,08***	0,124	300107	***1,02***	***12,41***	0,078	174471	***1,01***	***9,1***
	AdaBoost	0,081	168777	***1,01***	***8,78***	0,127	239667	***1,01***	***12,11***	0,106	207035	***1,01***	***11,05***	**0,043**	112047	***1,01***	***5,4***	0,138	336621	***1,02***	***13,65***	0,099	212829	***1,01***	***10,2***
	YSA	0,126	221405	1,03	***13,04***	0,117	243030	***1,01***	***11,55***	0,193	357298	1,05	24,82	0,111	271880	***1,02***	17,15	0,187	468287	1,03	16,13	0,147	312380	1,03	16,54
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,032	61162	***1,01***	***3,9***	0,056	108819	***1,01***	***6,08***	0,052	101936	***1***	***5,83***	0,045	100952	***1***	***4,68***	0,071	159866	***1***	***7,44***	0,051	106547	***1***	***5,59***
	MARS	**0,029**	**55848**	***1***	***2,84***	0,056	108622	***1,01***	***4,96***	0,056	113634	***1***	***7,15***	0,04	91448	***1***	***4,04***	0,069	159160	***1***	***7,79***	0,05	105742	***1***	***5,36***
	AdaBoost	0,03	59013	***1,01***	***4,01***	0,051	**94863**	***1,01***	***4,68***	0,047	93785	***1***	***8***	0,036	88239	***1***	***4,1***	**0,066**	160805	***1,01***	***6,87***	**0,046**	99341	***1,01***	***5,53***
	XGBoost	0,03	62766	***1,01***	***3,07***	**0,047**	97049	***1,01***	***5,05***	0,049	94159	***1***	***6,37***	**0,036**	**84941**	***1***	***3,74***	0,077	180552	***1***	***7,61***	0,048	103893	***1***	***5,17***
	RF	0,037	65741	***1,01***	***3,68***	0,054	105939	***1,01***	***5,54***	0,056	111687	***1,01***	***6,86***	0,037	88360	***1***	***3,97***	0,073	168022	***1***	***8,29***	0,051	107950	***1,01***	***5,67***
	YSA	0,03	61998	***1,01***	***5,23***	0,051	105218	***1,01***	***5,41***	**0,043**	**81779**	***1***	***5,15***	0,045	96341	***1***	***4,74***	0,066	**148747**	***1***	***7,41***	0,047	**98817**	***1***	***5,59***
2 Oda – 6. Küme (704)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,215	152224	1,03	22,3	0,181	205603	1,03	18,78	0,229	192560	1,06	22,6	0,177	160010	1	16,56	0,216	253285	1,06	19,85	0,204	192736	1,04	20,02
	ÇDR	0,163	116962	1,05	17,1	0,179	215519	***1,02***	18,42	0,2	181568	1,04	19,58	0,169	141850	1,03	16,32	0,171	241783	1,06	17,33	0,176	179536	1,04	17,75
	Lasso	0,23	154592	***1***	23,64	0,179	201658	1,04	17,94	0,226	189000	1,04	21,69	0,194	157255	1,03	17,18	0,181	230160	1,07	17,26	0,202	186533	1,04	19,54
	Ridge	0,233	157657	***1,01***	23,56	0,171	198245	1,05	16,53	0,229	193699	1,06	22,58	0,201	162226	1,03	15,94	0,172	220215	1,07	16,4	0,201	186408	1,04	19
	ElasticNET	0,251	159601	***1***	24,71	0,173	196170	1,04	17,28	0,231	192964	1,03	22,79	0,186	156072	1,02	16,59	0,171	248378	1,07	17,28	0,202	190637	1,03	19,73
	KNN	0,235	159946	1,07	24	0,194	222031	1,06	19,75	0,229	220727	1,11	23,12	0,181	174195	1,06	17,58	0,165	236779	1,05	16,51	0,201	202736	1,07	20,19
	DVR	0,535	324196	1,19	29,07	0,324	433048	1,21	33,66	0,438	393922	1,31	37,88	0,349	308436	1,2	28,99	0,302	489892	1,17	27,9	0,39	389899	1,22	31,5
	LGBM	0,176	112899	1,03	19,38	0,151	170296	1,04	15,1	0,177	154672	1,07	18,45	0,14	122493	***1,03***	***14,39***	0,134	181933	1,05	***13,48***	0,156	148459	1,04	16,16
	RF	0,224	136932	1,07	18,36	0,175	206220	1,07	17,76	0,223	190727	1,12	19,83	0,163	133247	1,05	15,65	0,14	212550	1,06	***13,85***	0,185	175935	1,07	17,09
	CatBoost	**0,14**	**88311**	1,04	13,99	0,134	150878	***1,03***	***13,48***	**0,151**	**126459**	1,06	15,41	0,12	**99041**	***1,02***	***12,09***	0,127	**170981**	1,04	***12,69***	0,134	**127134**	1,04	***13,53***
	XGBoost	0,142	90025	1,03	14,97	**0,119**	**142089**	***1,03***	***12,23***	0,161	143240	1,07	16,44	**0,113**	102149	***1,01***	***12,52***	**0,122**	174445	1,05	***12,21***	**0,131**	130390	1,04	***13,67***
	AdaBoost	0,265	165746	1,08	25,32	0,219	254460	1,07	22,39	0,239	210733	1,12	23	0,22	181760	1,06	18,65	0,182	250651	1,06	20,86	0,225	212670	1,08	22,04

	YSA	0,184	138367	1,04	20,43	0,171	196250	1,04	17,72	0,185	182743	1,07	18,93	0,159	145376	1,03	15,89	0,17	226092	1,06	17	0,174	177766	1,05	17,99
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	**0,121**	81803	***1,03***	***12,2***	0,119	133923	***1,01***	***11,85***	0,144	121619	1,04	***14,19***	0,115	99409	***1,01***	***11,38***	0,123	167148	1,04	***12,37***	0,124	120780	***1,03***	***12,4***
	MARS	0,127	86528	1,03	***13,03***	0,128	144447	***1,01***	***13,51***	0,143	**121306**	1,03	***14,5***	0,106	91853	***1,01***	***11,08***	0,118	**159477**	1,04	***11,72***	0,124	120722	***1,02***	***12,77***
	AdaBoost	0,127	**80624**	1,03	***14,12***	0,133	156373	***1,01***	***13,85***	0,146	127736	1,05	***14,54***	0,119	103650	***1,02***	***12,13***	0,117	162106	1,04	***12,07***	0,128	126098	1,03	13,34
	XGBoost	0,125	82671	1,03	***14,08***	0,137	156004	***1,02***	***14,44***	0,148	135381	1,05	***14,55***	0,114	98140	***1,01***	***10,76***	0,116	162894	1,04	***11,62***	0,128	127018	1,03	13,09
	RF	0,133	88384	1,03	***13,86***	0,134	151899	***1,02***	***14,21***	0,146	126613	1,05	***14,27***	0,118	104225	***1,01***	***10,83***	**0,112**	161176	1,04	***11,29***	0,129	126459	***1,03***	***12,89***
	YSA	0,127	82834	***1,03***	***13,32***	**0,112**	**132401**	***1,02***	***11,64***	**0,139**	130684	1,06	***14,04***	**0,099**	**86849**	***1,02***	***11,52***	0,115	162449	1,04	***11,65***	**0,118**	**119043**	***1,03***	***12,43***
2 Oda – 7. Küme (200)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,219	290042	1,04	20,93	0,16	263246	1,04	15,84	0,186	279768	***1,02***	18,14	0,196	277684	1,05	19,43	0,132	327216	***1,02***	***13,72***	0,179	287591	1,03	17,61
	ÇDR	0,168	225797	1,04	16,89	0,174	310343	1,03	17,78	0,142	221998	***1,01***	***14,04***	0,194	297828	***1,02***	18	0,14	341115	***1,02***	15,54	0,164	279416	***1,02***	16,45
	Lasso	0,155	229581	***1,01***	***14,76***	0,113	207638	***1,01***	***9,36***	0,12	149229	***1***	***13,13***	0,14	186504	***1***	15,26	0,155	350303	***1,02***	15,52	0,137	224651	***1,01***	***13,61***
	Ridge	**0,148**	200700	***1,01***	***14,39***	0,117	196384	***1,03***	***12,33***	0,099	135704	***1***	***10,61***	**0,094**	**149521**	***1,02***	***9,87***	**0,102**	**235813**	***1,01***	***9,65***	0,112	**183624**	***1,01***	***11,37***
	ElasticNET	0,197	264092	1,04	20,18	0,16	265873	1,06	16,09	0,143	199669	***1***	***14,1***	0,13	217157	***1,01***	***12,98***	0,133	317621	***1,02***	***14,29***	0,153	252882	1,03	15,53
	KNN	0,275	367342	1,06	24,08	0,149	296423	1,03	***14,96***	0,206	321144	***1***	16,49	0,183	319721	1,05	18,02	0,181	433406	***1,02***	21,35	0,199	347607	1,03	18,98
	DVR	0,509	577254	1,15	35,42	0,238	428526	1,11	23,7	0,439	489844	1,14	31,29	0,418	512450	1,22	40,11	0,232	598199	***1,04***	17,91	0,367	521255	1,13	29,69
	LGBM	0,175	220915	1,05	17,8	0,13	237520	***1***	***14,59***	0,148	220999	1,03	***13,61***	0,131	220839	1,03	15,56	0,137	318833	***1***	***12,96***	0,144	243821	***1,02***	***14,9***
	RF	0,266	320133	1,09	22,05	0,11	203329	***1,02***	***11,97***	0,187	250797	1,04	15,47	0,178	272749	1,08	18,66	0,13	318682	***1,01***	***9,9***	0,174	273138	1,05	15,61
	CatBoost	0,172	221566	1,06	17,76	0,105	182890	***1,03***	***10,47***	0,089	131540	***1,02***	***9,23***	0,104	179648	***1,02***	***13,16***	0,115	275387	***1,01***	***10,22***	0,117	198206	***1,03***	***12,17***
	XGBoost	0,151	**186710**	1,04	15,58	**0,099**	**167937**	***1,02***	***9,73***	**0,082**	**119482**	***1,02***	***8,42***	0,104	179275	***1,03***	***12,46***	0,107	267586	***1,01***	***12,82***	**0,109**	184198	***1,02***	***11,8***
	AdaBoost	0,22	254205	1,07	22,56	0,126	226178	***1,01***	***12,8***	0,205	273024	1,05	19,26	0,139	214717	1,04	***14,43***	0,144	348269	***1,01***	***13,56***	0,167	263279	1,04	16,52
	YSA	0,213	323616	1,05	19,58	0,19	403128	1,04	18,16	0,199	284961	***1,01***	17,23	0,155	285006	1,05	15,72	0,208	510769	***1,01***	***12,69***	0,193	361496	1,03	16,68
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,136	183187	***1,02***	***12,94***	0,085	139396	***1,02***	***8,87***	0,072	103974	***1***	***8,37***	0,074	126777	***1,01***	***9,72***	0,095	227819	***1,01***	***9,12***	0,092	156231	***1,01***	***9,8***
	MARS	0,133	181272	***1,01***	***13,06***	0,091	149428	***1,02***	***10,21***	0,068	100741	***1***	***7,14***	**0,071**	**121858**	***1,01***	***11,12***	0,096	229324	***1,01***	***9,43***	0,092	156525	***1,01***	***10,19***
	AdaBoost	0,138	176384	***1,03***	***13,6***	0,092	160866	***1,02***	***9,52***	0,064	97358	***1,01***	***7,42***	0,084	129374	***1,01***	***9,7***	**0,087**	**210052**	***1,01***	***8,63***	0,093	154807	***1,02***	***9,77***
	XGBoost	0,136	180294	***1,02***	***12,58***	**0,077**	**128874**	***1,02***	***7,71***	0,074	110849	***1,01***	***7,58***	0,079	128880	***1***	***9,96***	0,092	221709	***1,01***	***9,28***	0,092	154121	***1,01***	***9,42***
	RF	0,151	193185	***1,03***	***13,69***	0,082	139382	***1,02***	***8,22***	**0,064**	**95437**	***1,01***	***7,08***	0,078	130308	***1,02***	***9,75***	0,092	220342	***1,01***	***9,01***	0,093	155731	***1,02***	***9,55***
	YSA	**0,124**	**170971**	***1,02***	***13,42***	0,085	136132	***1,03***	***8,56***	0,067	99754	***1,01***	***7,64***	0,075	125520	***1***	***10,62***	0,093	223308	***1,01***	***9,72***	**0,089**	**151137**	***1,01***	***9,99***
3 Oda – 1.Küme (289)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,269	293115	1,03	27,03	0,19	279656	1,04	19,09	0,215	329518	1,03	21,83	0,189	261077	***1,02***	18,44	0,165	358562	1,04	16,7	0,206	304386	1,03	20,62
	ÇDR	0,193	208585	1,06	20,69	0,141	218781	1,03	***14,38***	0,233	414651	1,07	28,07	0,137	201722	***1,02***	15,07	0,182	421353	***1,02***	18,54	0,177	293018	1,04	19,35
	Lasso	0,201	224757	***1,02***	20,04	**0,137**	215128	***1,02***	***13,11***	0,148	219797	***1,02***	***14,72***	**0,128**	189522	***1***	***12,8***	0,137	278362	1,03	***13,7***	0,15	225513	***1,02***	***14,87***
	Ridge	**0,168**	192163	***1,01***	17,17	0,144	227708	***1,03***	***13,25***	0,145	**218176**	***1,02***	15,02	0,138	203126	1,03	***14,33***	**0,116**	**248376**	***1,02***	***11,51***	**0,142**	217910	***1,02***	***14,26***
	ElasticNET	0,239	252364	***1,01***	22,46	0,207	300697	1,08	19,89	0,187	289464	1,03	18,46	0,172	233594	1,05	16,57	0,156	339406	1,04	15,59	0,192	283105	1,04	18,59
	KNN	0,285	286600	1,08	27,84	0,16	248141	1,03	16,98	0,23	349874	1,07	24,54	0,189	288034	1,04	18,97	0,193	427025	1,03	18,24	0,211	319935	1,05	21,31
	DVR	0,589	516368	1,16	35,86	0,307	510087	1,15	33,14	0,361	496483	1,17	35,96	0,332	429905	1,15	30,27	0,299	728333	1,09	26,39	0,378	536235	1,14	32,32
	LGBM	0,212	210124	1,06	19,47	0,154	220722	1,05	15,28	0,147	244707	1,04	16,17	0,156	209676	1,06	16,46	0,136	304123	***1,02***	***13,27***	0,161	237870	1,05	16,13
	RF	0,343	295891	1,12	26,3	0,169	237215	1,07	15,97	0,215	317572	1,08	20,77	0,234	289222	1,09	18,88	0,164	392701	1,04	15,55	0,225	306520	1,08	19,49
	CatBoost	0,188	**179490**	1,06	18,34	0,131	**173282**	1,05	***13,03***	**0,14**	228258	1,04	15,03	0,13	**183798**	1,04	***13,51***	0,126	279526	***1,03***	***12,88***	0,143	**208871**	1,04	14,56
	XGBoost	0,204	212351	1,06	22,33	0,134	190487	1,04	***14,63***	0,135	219423	1,04	***13,56***	0,143	195870	1,04	***14,61***	0,121	273612	***1,03***	***12,35***	0,147	218349	1,04	15,5

	AdaBoost	0,301	251242	1,1	26,75	0,145	208436	1,05	16,66	0,216	321193	1,08	26,7	0,206	274064	1,07	19,22	0,144	335162	***1,02***	***13,81***	0,202	278019	1,06	20,63
	YSA	0,187	209570	1,03	18,33	0,182	296419	1,05	18,28	0,203	350382	1,06	21,95	0,156	255402	1,04	15,08	0,211	487847	1,05	19,25	0,188	319924	1,05	18,58
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,16	187709	***1,01***	15,15	0,121	182395	***1,02***	***10,4***	**0,109**	**167846**	***1,02***	***10,75***	**0,096**	**145962**	***1***	***9,59***	0,111	232404	***1,02***	***11,54***	0,119	183263	***1,01***	***11,49***
	MARS	0,162	188997	***1,01***	***14,74***	0,12	196160	***1,02***	***11,84***	0,111	174426	***1,02***	***11,04***	0,097	144788	***1,01***	***9,81***	0,114	242778	***1,02***	***11,33***	0,121	189430	***1,02***	***11,75***
	AdaBoost	**0,142**	**157694**	***1,02***	***13,17***	0,103	164386	***1,02***	***9,5***	0,131	203204	1,03	***13,34***	0,1	146803	***1,01***	***10,03***	0,108	231001	***1,02***	***10,73***	0,117	180618	***1,02***	***11,35***
	XGBoost	0,143	159208	***1,02***	***14,05***	**0,098**	**152668**	***1,02***	***10,84***	0,122	195592	***1,02***	***12,41***	0,095	146687	***1,02***	***10,2***	**0,103**	223725	***1,02***	***10,42***	**0,112**	**175576**	***1,02***	***11,58***
	RF	0,159	166209	1,04	15,57	0,113	171200	***1,02***	***10,73***	0,126	196031	***1,02***	***12,59***	0,099	150131	***1,02***	***9,9***	0,106	231539	***1,03***	***11,05***	0,121	183022	***1,03***	***11,97***
	YSA	0,148	175037	1,03	16,35	0,101	156483	***1,02***	***10,35***	0,117	178593	***1,02***	***12,21***	0,099	151264	***1,03***	***10,06***	0,103	**216969**	***1,03***	***10,27***	0,114	175669	***1,03***	***11,85***
3 Oda – 2.Küme (1954)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,156	161298	1,03	15,49	0,158	208326	1,03	16,1	0,19	217467	1,03	19	0,151	158363	***1,02***	***14,4***	0,179	241283	1,06	17,33	0,167	197347	1,03	16,46
	ÇDR	0,163	160257	1,05	17,47	0,151	202003	1,03	16,23	0,213	280098	1,06	22,65	0,138	151279	***1,03***	***13,49***	0,162	242776	1,03	16,99	0,165	207283	1,04	17,37
	Lasso	0,174	175343	***1,02***	17,53	0,158	204072	1,04	15,3	0,181	203561	***1,02***	18,23	0,157	164022	***1,02***	***14,69***	0,171	237763	1,06	16,54	0,168	196952	1,03	16,46
	Ridge	0,181	180282	***1,02***	17,98	0,157	203580	1,04	15,29	0,183	209455	1,03	18,4	0,164	169704	1,02	15,35	0,165	241666	1,06	17,17	0,17	200937	1,03	16,84
	ElasticNET	0,178	178178	***1,02***	17,91	0,16	205241	1,04	15,45	0,184	203643	1,02	18,49	0,156	163148	***1,02***	***14,58***	0,167	231994	1,06	16,26	0,169	196441	1,03	16,54
	KNN	0,2	190646	1,05	19,81	0,183	243074	1,07	18,6	0,203	244707	1,07	20,99	0,152	160978	***1,03***	***15***	0,178	279543	1,05	17,26	0,183	223790	1,05	18,33
	DVR	0,354	301275	1,15	27,75	0,234	365593	1,12	24,76	0,332	375353	1,19	33,21	0,214	211621	1,08	18,19	0,256	434569	1,11	25,33	0,278	337682	1,13	25,85
	LGBM	0,107	109204	***1,03***	***10,64***	0,108	147867	***1,02***	***11,28***	0,121	153386	1,04	***12,33***	0,109	115221	1,02	10,68	0,122	179561	***1,03***	***12,54***	0,113	141048	***1,03***	***11,49***
	RF	0,152	140944	1,04	***13,74***	0,123	166441	1,04	12,38	0,148	179064	1,06	***14,68***	0,146	143790	1,04	***13,16***	0,134	203178	1,05	***13,57***	0,141	166683	1,05	***13,51***
	CatBoost	**0,102**	**106710**	***1,03***	***10,14***	**0,099**	**135102**	***1,02***	***10,15***	0,111	139351	1,04	***11,64***	0,105	112238	***1,02***	***10,22***	**0,115**	**172769**	1,04	***12,44***	**0,106**	**133234**	***1,03***	***10,92***
	XGBoost	0,106	106763	***1,02***	***10,58***	0,101	137876	***1,02***	***10,44***	**0,109**	**140698**	1,04	***10,94***	**0,105**	**112050**	***1,02***	***10,3***	0,124	180294	***1,03***	***13,1***	0,109	135536	***1,03***	***11,07***
	AdaBoost	0,14	133951	1,04	***12,99***	0,118	159513	1,04	***11,84***	0,141	170094	1,06	***14,09***	0,134	131855	***1,03***	***12,46***	0,13	194076	1,04	***14,53***	0,133	157898	1,04	***13,18***
	YSA	0,128	145693	1,04	***13,83***	0,141	201162	1,03	***14,55***	0,148	193057	1,04	***14,92***	0,128	148381	***1,03***	***12,7***	0,148	225287	1,04	15,73	0,139	182716	1,04	***14,35***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,103	105733	***1,02***	***10,15***	0,102	137279	***1,02***	***10,03***	**0,107**	135469	***1,03***	***10,84***	0,103	110797	***1,01***	***9,96***	0,118	171171	***1,03***	***12,26***	0,107	132090	***1,02***	***10,65***
	MARS	0,105	109031	***1,02***	***10,08***	0,101	138311	***1,01***	***9,97***	0,107	**135226**	***1,03***	***10,72***	0,103	111844	***1,02***	***9,96***	0,12	175983	1,03	***13,18***	0,107	134079	***1,02***	***10,78***
	AdaBoost	0,107	111148	***1,03***	***10,44***	0,099	135322	***1,02***	***10,45***	0,115	146134	***1,03***	***11,64***	0,104	110655	***1,02***	***10,34***	0,121	177481	***1,03***	***12,86***	0,109	136148	***1,03***	***11,15***
	XGBoost	0,109	113679	***1,02***	***10,55***	0,1	137995	***1,02***	***9,84***	0,115	144904	1,04	***11,64***	0,102	109564	***1,02***	***9,97***	0,117	172763	***1,03***	***12,41***	0,109	135781	***1,03***	***10,88***
	RF	0,11	113268	***1,02***	***10,69***	0,1	136582	***1,02***	***9,81***	0,113	142898	***1,03***	***11,29***	0,105	111190	***1,02***	***10,08***	0,118	172398	***1,03***	***12,89***	0,109	135267	***1,02***	***10,95***
	YSA	**0,097**	**103382**	***1,02***	***9,73***	**0,096**	**133279**	***1,02***	***9,83***	0,107	136274	1,04	***10,6***	**0,096**	**107305**	***1,02***	***9,65***	**0,115**	**169799**	***1,03***	***12,24***	**0,102**	**130008**	***1,03***	***10,41***
3 Oda – 3.Küme (819)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,231	188649	***1,02***	22,71	0,241	247402	1,06	20,7	0,258	265895	1,1	24,18	0,255	210411	1,05	22,98	0,235	302259	1,08	22,9	0,244	242923	1,06	22,69
	ÇDR	0,2	159025	1,06	19,49	0,21	238481	1,04	19,65	0,26	299781	1,07	28,69	0,207	178717	1,06	20,79	0,215	294226	1,06	22,01	0,218	234046	1,06	22,13
	Lasso	0,257	194624	1,04	23,54	0,238	235461	1,06	23,45	0,237	236781	1,05	25,01	0,271	218446	1,06	24,38	0,217	266548	1,08	21,39	0,244	230372	1,06	23,55
	Ridge	0,251	193949	1,05	20,93	0,237	237059	1,08	21,55	0,217	228079	1,07	22,64	0,275	221128	1,06	23,5	0,209	274665	1,08	20,74	0,238	230976	1,07	21,87
	ElasticNET	0,25	189827	***1,01***	24,03	0,238	237302	1,07	21,37	0,252	244982	1,02	24,96	0,267	216325	1,06	23,12	0,207	270003	1,08	20,34	0,243	231688	1,05	22,76
	KNN	0,269	207337	1,07	26,14	0,268	326490	1,11	26,94	0,302	329609	1,12	31,79	0,293	241687	1,08	28,6	0,271	420456	1,09	30,3	0,281	305116	1,09	28,75
	DVR	0,409	297217	1,14	27,14	0,279	369564	1,16	27,93	0,412	417817	1,27	40,12	0,352	276588	1,13	28,96	0,31	505747	1,14	30,89	0,352	373387	1,17	31,01
	LGBM	0,154	125528	1,03	15,72	0,177	179170	1,05	18,63	0,186	213298	1,07	18,31	0,213	176590	1,06	20,25	0,174	227642	1,05	17,31	0,181	184446	1,05	18,04
	RF	0,214	153340	1,07	17,47	0,221	240907	1,09	21,36	0,243	253411	1,12	22,74	0,336	241449	1,11	23,5	0,205	298348	1,09	21,67	0,244	237491	1,1	21,35
	CatBoost	**0,122**	**100565**	1,03	***13,63***	0,171	183472	1,06	18,52	0,173	204599	1,07	18,6	0,194	160734	1,05	17,95	0,154	**209020**	1,05	15,79	0,163	171678	1,05	16,9

	XGBoost	0,131	104355	***1,02***	***13,98***	**0,149**	**162257**	1,05	16,77	**0,171**	**195450**	1,07	18,64	**0,184**	**149895**	1,06	16,8	**0,146**	210618	1,05	***14,7***	**0,156**	**164515**	1,05	16,18
	AdaBoost	0,198	151180	1,05	19,32	0,195	209601	1,08	18,95	0,244	249705	1,12	22,96	0,274	202846	1,1	21,99	0,177	255526	1,07	19,11	0,218	213772	1,08	20,47
	YSA	0,149	138369	1,03	***14,93***	0,2	241442	1,07	20,03	0,192	222895	1,06	19,19	0,192	176575	1,06	20,4	0,199	284025	1,06	20,12	0,186	212661	1,06	18,93
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,127	102617	***1,02***	***12,31***	0,154	168553	1,03	15,14	**0,154**	**178210**	1,05	17,42	0,153	137361	1,03	15,03	0,141	194515	1,04	***13,92***	0,146	156251	***1,03***	***14,76***
	MARS	0,129	107544	***1,01***	***12,5***	0,157	172357	1,03	15,34	0,156	182952	1,05	17,51	0,155	137984	1,04	15,55	0,14	197380	1,04	***13,98***	0,147	159643	1,03	***14,98***
	AdaBoost	0,136	111037	***1,02***	***13,4***	0,145	**162347**	1,04	16,15	0,167	194863	1,05	16,72	0,164	141493	1,05	15,7	0,149	212291	1,04	15,24	0,152	164406	1,04	15,44
	XGBoost	0,129	103470	***1,02***	***12,6***	0,148	166018	1,04	15,09	0,162	188137	1,05	16,47	0,158	138457	1,05	15,55	0,151	217130	1,04	15,11	0,15	162642	1,04	***14,96***
	RF	0,134	107215	***1,02***	***13,06***	0,153	163916	1,04	16,85	0,165	193738	1,05	16,67	0,167	139918	1,05	16,04	0,148	204799	1,05	***14,9***	0,153	161917	1,04	15,5
	YSA	**0,119**	**96881**	1,03	***12,38***	**0,136**	163077	1,05	***14,86***	0,156	191842	1,06	17,03	**0,147**	**135779**	1,05	***14,76***	**0,135**	**192258**	1,04	***13,77***	**0,139**	**155967**	1,05	***14,56***
3 Oda – 4.Küme (932)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,199	166615	***1,02***	19,03	0,163	217007	1,05	16,17	0,21	201563	1,03	20,31	0,162	161662	***1,02***	16,39	0,176	237337	1,05	16,68	0,182	196837	1,03	17,72
	ÇDR	0,179	162907	1,04	18,61	0,174	242292	***1,0***2	17,61	0,181	193986	1,05	18,33	0,154	161576	1,03	15,35	0,169	237192	1,03	16,76	0,171	199591	1,03	17,33
	Lasso	0,206	172192	***1,02***	19,61	0,165	221576	1,05	16,19	0,207	208473	1,05	20,29	0,166	161847	1,03	16,24	0,166	228185	1,05	16,36	0,182	198455	1,04	17,74
	Ridge	0,212	176257	***1,02***	19,84	0,167	225265	1,05	16,51	0,202	197994	1,05	19,55	0,167	164206	1,03	16	0,164	225930	1,05	16,07	0,182	197930	1,04	17,59
	ElasticNET	0,2	166765	***1,01***	19,84	0,164	221899	1,05	15,95	0,208	202945	1,03	20,12	0,163	160598	***1,02***	16,52	0,16	218768	1,04	15,77	0,179	194195	1,03	17,64
	KNN	0,237	194695	1,04	21,05	0,216	301239	1,06	21,83	0,282	258928	1,1	27,41	0,204	217142	1,03	20,54	0,233	337402	1,06	22,3	0,234	261881	1,06	22,63
	DVR	0,417	315885	1,1	26,22	0,268	421280	1,11	25,35	0,416	356565	1,17	30,12	0,274	253861	1,09	24,4	0,269	434105	1,1	24,53	0,329	356339	1,11	26,12
	LGBM	0,148	124670	1,03	***14,8***	0,119	165563	1,04	***12,04***	0,139	145382	1,05	***13,71***	0,151	148095	***1,02***	***14,72***	0,126	174460	1,03	***13,04***	0,137	151634	1,03	***13,66***
	RF	0,202	156596	1,05	17,02	0,142	206244	1,06	14,28	0,21	190809	1,08	17,53	0,198	183131	1,05	17,48	0,153	212979	1,05	15,18	0,181	189952	1,06	16,3
	CatBoost	0,128	105042	***1,03***	***12,9***	0,116	**158936**	***1,03***	***11,48***	0,14	143888	1,04	***14,37***	**0,143**	**136064**	***1,02***	***13,79***	0,127	175413	***1,03***	***13,13***	0,131	**143869**	***1,03***	***13,13***
	XGBoost	**0,126**	**107140**	***1,02***	***12,97***	**0,113**	162602	1,04	***11,57***	**0,139**	**141018**	1,04	***14,3***	0,148	138229	1,03	***14,12***	**0,122**	**171534**	***1,03***	***12,37***	**0,13**	144105	***1,03***	***13,07***
	AdaBoost	0,162	123737	1,05	15,57	0,127	185389	1,05	***12,93***	0,19	175687	1,08	16,89	0,168	151933	1,04	15,96	0,142	201322	1,04	***14,62***	0,158	167614	1,05	15,19
	YSA	0,159	148740	1,04	16,67	0,164	251003	1,06	16,52	0,17	186890	1,05	17,03	0,162	172373	1,04	16,01	0,161	240129	1,06	16,11	0,163	199827	1,05	16,47
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,127	108769	***1,02***	***13,34***	0,111	154742	***1,03***	***11,03***	0,136	140936	***1,03***	***13,59***	0,135	133011	***1,01***	***13***	0,125	171363	***1,03***	***12,9***	0,127	141764	***1,02***	***12,77***
	MARS	0,126	109119	***1,02***	***14,22***	0,11	**151930**	***1,03***	***10,84***	0,134	**138981**	1,04	***13,29***	0,134	131107	***1,02***	***13,03***	0,124	174798	***1,03***	***12,76***	0,126	141187	***1,03***	***12,83***
	AdaBoost	0,13	113293	***1,02***	***12,87***	0,111	159411	***1,03***	***11,08***	0,141	145402	1,04	***13,79***	0,136	137852	***1,02***	***13,54***	0,126	177986	***1,03***	***12,71***	0,129	146789	***1,03***	***12,8***
	XGBoost	0,131	111169	***1,03***	***14,43***	0,114	163031	1,04	***11,34***	0,139	150001	1,04	***13,85***	0,132	135720	***1,02***	***13,03***	0,128	181475	***1,03***	***12,91***	0,129	148279	***1,03***	***13,11***
	RF	0,133	112050	1,03	***14,82***	0,112	158544	***1,03***	***11,16***	0,138	140672	1,04	***13,56***	0,134	132596	***1,02***	***13,09***	0,123	171218	***1,03***	***12,52***	0,128	143016	***1,03***	***13,03***
	YSA	**0,117**	**100569**	***1,02***	***12,05***	**0,109**	159452	***1,03***	***10,82***	**0,131**	140821	1,04	***13,16***	**0,124**	**124369**	***1,02***	***12,61***	**0,12**	**170361**	***1,03***	***12,1***	**0,12**	**139114**	***1,03***	***12,15***
3 Oda – 5.Küme (67)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,176	330698	***1,01***	17,23	0,091	222788	***1,03***	***10,2***	0,232	278337	1,07	22,09	0,119	256489	***1***	***10,81***	0,077	182279	***1,01***	***7,73***	0,139	254118	***1,02***	***13,61***
	ÇDR	0,136	272519	***1,02***	***13,78***	0,108	233684	***1,02***	***12,08***	0,288	388477	1,12	25,98	0,104	212121	***1***	***10,36***	0,172	455049	1,03	21,14	0,162	312370	1,04	16,67
	Lasso	0,111	186701	***1,02***	***8,89***	0,095	248366	***1,03***	***9,82***	**0,1**	**135491**	***1,02***	***10,42***	0,083	215122	***1,03***	***9,49***	0,077	188477	***1***	***7,6***	0,093	194831	***1,02***	***9,24***
	Ridge	**0,087**	**162390**	***1,02***	***7,64***	**0,053**	**99849**	***1***	***7,93***	0,122	198343	***1,02***	***12,69***	**0,062**	**129699**	***1,01***	***6,12***	**0,053**	**133942**	***1***	***5,66***	**0,075**	**144845**	***1,01***	***8,01***
	ElasticNET	0,091	179924	***1***	***9,39***	0,076	151793	***1,02***	***6,66***	0,144	215544	1,06	***12,92***	0,086	163015	***1***	***10,67***	0,084	203410	***1***	***9,3***	0,096	182737	***1,02***	***9,79***
	KNN	0,168	332346	1,03	15,56	0,135	275000	1,03	17,08	0,239	338000	1,11	21,39	0,116	242802	1,03	15,79	0,133	327833	***1,01***	17,96	0,158	303196	1,04	17,56
	DVR	0,266	540998	1,09	24,7	0,315	562651	1,1	23,19	0,491	743636	1,21	32,38	0,211	372684	1,06	20,09	0,245	646675	***1,02***	***13,99***	0,306	573329	1,1	22,87
	LGBM	0,157	292078	***1,02***	16,58	0,123	221774	***1,01***	***13,07***	0,247	466448	1,15	26,43	0,176	352651	1,03	18,24	0,094	213900	***0,99***	***9,07***	0,159	309370	1,04	16,68
	RF	0,176	343796	1,04	19,6	0,112	209508	***1,03***	***10,91***	0,323	430053	1,12	21,22	0,117	226799	***1,03***	***11,47***	0,125	321894	***1,01***	***14,66***	0,171	306410	1,05	15,57

	CatBoost	0,139	266910	1,03	14,34	0,065	135090	1,02	7,74	0,25	289899	1,1	20,02	0,117	247275	1,03	11,53	0,106	264166	1,01	12,36	0,135	240668	1,04	13,2
	XGBoost	0,142	263343	1,02	12,22	0,079	159682	1,02	7,59	0,237	274683	1,1	19,88	0,099	207347	1,01	10,5	0,085	205550	1	9,2	0,128	222121	1,03	11,88
	AdaBoost	0,221	397154	1,03	21,49	0,153	260128	1,03	16,6	0,328	405385	1,12	24,44	0,189	394103	1,03	23,18	0,168	433000	1,02	22,87	0,212	377954	1,05	21,72
	YSA	0,24	595423	1,1	26,95	0,174	337626	1,04	16,32	0,382	623908	1,18	28,41	0,124	266794	1,04	13,68	0,16	402998	1,02	13,79	0,216	445350	1,08	19,83
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,09	161234	1,02	7,49	0,04	83829	1,01	5,67	0,098	164417	1,02	11,19	0,048	88246	1	4,97	0,067	165297	1	6,84	0,069	132605	1,01	7,23
	MARS	0,085	157534	1,01	8,49	0,037	73386	1	5,48	0,093	159004	1,03	9,45	0,059	109635	1	5,9	0,062	150353	1	6,16	0,067	129982	1,01	7,1
	AdaBoost	0,077	146838	1,01	5,87	0,043	91209	1	5,47	0,098	148308	1,04	10,45	0,051	112372	1	6,71	0,063	149649	0,99	9,17	0,066	129675	1,01	7,53
	XGBoost	0,091	168517	1,02	9,28	0,059	129533	1,01	6,72	0,124	191492	1,06	12,77	0,066	141105	1	5,75	0,083	203561	1	8,46	0,085	166842	1,02	8,6
	RF	0,09	172866	1,02	9,08	0,047	103504	1,01	6,47	0,139	205426	1,06	11,32	0,069	150460	1	6,79	0,068	162630	1	7,07	0,083	158977	1,02	8,15
	YSA	0,051	98062	1,01	6,64	0,043	91496	1,01	5,78	0,078	126998	1,03	7,84	0,057	104192	1	5,8	0,053	133832	1	5,46	0,056	110916	1,01	6,3
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 Oda – 6.Küme (123)	MARS	0,091	177536	1,01	9,16	0,093	218969	1,01	11,26	0,115	302690	1,02	11,97	0,08	161107	1,01	8	0,083	193094	1,01	7,71	0,092	210679	1,01	9,62
	ÇDR	0,092	183475	1,01	9,53	0,098	226920	1	14,87	0,136	332485	1,03	15,99	0,105	208162	1,01	11,42	0,077	201607	1,01	8,01	0,102	230530	1,01	11,96
	Lasso	0,086	178134	1,01	8,76	0,057	133355	1	8,16	0,107	274911	1,02	12,54	0,063	119927	1,01	6,17	0,062	136731	1	5,96	0,075	168612	1,01	8,32
	Ridge	0,058	121032	1	5,83	0,04	97222	1	5,85	0,078	195271	1,02	8,61	0,058	113247	1	5,14	0,053	124954	1	5,54	0,057	130345	1	6,19
	ElasticNET	0,066	149037	1,01	6,37	0,065	157576	1,01	7,73	0,088	214909	1,01	9,79	0,076	143857	1	5,6	0,082	198300	1	11,32	0,075	172736	1,01	8,16
	KNN	0,146	282292	1,03	13,05	0,108	263501	1,02	12,88	0,156	375191	1,03	15,86	0,063	128557	1,01	6,21	0,155	356306	1,03	15,23	0,126	281169	1,02	12,65
	DVR	0,315	557208	1,05	17,82	0,196	477174	1,05	18,97	0,271	702634	1,07	22,58	0,327	603533	1,03	13,4	0,214	587090	1,04	16,74	0,265	585528	1,05	17,9
	LGBM	0,085	188541	1,01	8,35	0,088	196206	1,01	8,93	0,086	218837	1,01	8,7	0,078	158966	1,01	7,74	0,107	281011	1,01	10,75	0,089	208712	1,01	8,89
	RF	0,105	214313	1,02	9,91	0,079	191949	1,02	8,72	0,146	350682	1,04	14,52	0,077	152387	1,01	7,19	0,121	294734	1,02	12,12	0,106	240813	1,02	10,49
	CatBoost	0,081	170666	1,02	8,83	0,06	134236	1,01	6,4	0,086	220984	1,01	8,84	0,053	100982	1,01	4,91	0,066	162983	1,01	8,84	0,069	157970	1,01	7,56
	XGBoost	0,075	169608	1,02	8,87	0,056	128229	1,01	9,23	0,082	214333	1,02	8,27	0,048	96283	1,01	5,14	0,078	192444	1,01	8,86	0,068	160179	1,01	8,07
	AdaBoost	0,066	146002	1,02	7,14	0,096	218928	1,01	10,32	0,188	467410	1,04	19,63	0,052	106700	1,01	6,91	0,133	336137	1,02	13,46	0,107	255035	1,02	11,49
	YSA	0,182	360755	1,04	16,68	0,099	259230	1,02	12,69	0,19	532798	1,04	18,09	0,123	238512	1,02	8,01	0,153	418935	1,02	12,77	0,149	362046	1,03	13,65
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,051	109110	1	4,43	0,038	90731	1	4,55	0,061	160409	1,01	6,44	0,045	91523	1	4,47	0,04	93816	1	3,58	0,047	109118	1	4,69
	MARS	0,05	102234	1,01	5,06	0,034	81781	1	3,72	0,061	147686	1,01	6,81	0,041	78071	1	3,58	0,039	101824	1	3,42	0,045	102319	1	4,52
	AdaBoost	0,054	118899	1,01	6,52	0,036	84698	1	3,72	0,069	181489	1,01	8,63	0,035	68692	1	3,38	0,041	101852	1	3,2	0,047	111126	1	5,09
	XGBoost	0,047	103981	1,01	5,02	0,037	93332	1	3,89	0,074	192365	1,01	8,26	0,035	71855	1	3,56	0,044	100701	1	4,25	0,047	112447	1	5
	RF	0,056	117015	1,01	7,37	0,028	69430	1	3,73	0,077	191695	1,02	8,15	0,033	66709	1	4,02	0,045	106746	1	4	0,048	110319	1,01	5,45
	YSA	0,045	98698	1,01	4,31	0,031	78266	1	6,31	0,069	171801	1,01	7,32	0,035	71467	1	3,58	0,038	87795	1	3,85	0,044	101605	1	5,07
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 Oda – 7.Küme (156)	MARS	0,124	220825	1,02	12,41	0,093	192326	1,01	9,3	0,148	254132	1,02	15,34	0,122	211975	1,01	11,02	0,114	260791	1,01	11,89	0,12	228010	1,01	11,99
	ÇDR	0,152	242631	1,03	19	0,094	193984	1	9,27	0,141	240748	1,02	13,66	0,106	197344	1,01	11,49	0,116	253831	1,02	16,98	0,122	225708	1,02	14,08
	Lasso	0,091	188445	1,02	12,94	0,048	100518	1	5,68	0,07	130563	1	7,04	0,143	258161	1,01	17,91	0,066	176491	1,02	11,9	0,084	170836	1,01	11,09
	Ridge	0,066	120088	1,01	6,57	0,074	149446	1	7,53	0,079	130332	1	7,86	0,082	132278	1,01	7,94	0,067	145951	1,01	7,1	0,074	135619	1,01	7,4
	ElasticNET	0,093	161496	1,02	12,37	0,08	177562	1,01	7,97	0,121	226182	1,01	12,22	0,114	205312	1,01	11,48	0,108	234484	1,02	13,83	0,103	201007	1,01	11,57
	KNN	0,124	207339	1,03	14,35	0,126	273952	1,01	13,67	0,195	316500	1,05	17,87	0,148	258597	1,02	14,6	0,128	314672	1,02	16,39	0,144	274212	1,03	15,38
	DVR	0,263	406317	1,09	22,73	0,136	327221	1,02	11,93	0,275	434245	1,1	23,62	0,19	323933	1,04	14,37	0,199	503032	1,04	16,36	0,213	398950	1,06	17,8
	LGBM	0,084	166483	1,01	8,59	0,093	201062	1,01	9,54	0,127	233563	1,02	13,46	0,114	202019	1,01	11,5	0,114	268186	1,02	13,06	0,106	214263	1,01	11,23

	RF	0,113	188133	***1,03***	***10,16***	0,09	199654	***1,01***	***8,94***	0,129	223756	1,04	11,84	0,146	242745	***1,02***	***11,58***	0,132	324461	1,03	***14,19***	0,122	235750	***1,03***	***11,34***
	CatBoost	0,071	133740	***1,02***	***7,11***	0,081	179512	***1,01***	***8,72***	0,093	163376	***1,02***	***9,3***	0,105	182025	***1,01***	***10,17***	0,106	260378	***1,02***	***10,01***	0,091	183806	***1,02***	***9,06***
	XGBoost	**0,053**	**116875**	***1,01***	***6,59***	0,085	170762	***1***	***8,48***	0,074	133793	***1,01***	***8,12***	0,1	180272	***1,01***	***9,86***	0,103	250330	***1,02***	***11,67***	0,083	170406	***1,01***	***8,94***
	AdaBoost	0,071	148634	***1,02***	***7,31***	0,1	217104	***1,01***	***10,85***	0,093	158903	***1,02***	***9,96***	0,155	274647	***1,02***	***13,75***	0,13	311071	***1,02***	20,07	0,11	222072	***1,02***	***12,39***
	YSA	0,153	248405	1,03	***14,76***	0,129	291575	***1,01***	***9,73***	0,167	267064	1,05	16,6	0,129	234097	***1,01***	***12,2***	0,144	361986	1,03	***13,64***	0,144	280625	***1,03***	***13,39***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,057	106373	***1,01***	***5,66***	0,058	116871	***1***	***6,09***	0,07	122706	***0,99***	***6,98***	0,085	142914	***1,01***	***7,75***	0,058	135130	***1,01***	***6,1***	0,066	124799	***1***	***6,52***
	MARS	0,059	119152	***1***	***11,25***	0,062	132558	***1***	***5,93***	0,054	**83380**	***1***	***5,34***	0,083	137001	***1,01***	***7,9***	0,049	109515	***1,01***	***6,28***	0,061	116321	***1***	***7,34***
	AdaBoost	**0,046**	**86226**	***1,01***	***4,86***	0,048	104793	***1***	***5,41***	0,061	117718	***1***	***6,35***	0,082	135826	***1,01***	***7,74***	0,057	132637	***1,01***	***5,73***	0,059	115440	***1,01***	***6,02***
	XGBoost	0,056	112616	***1,01***	***9,83***	0,06	125836	***1***	***6,02***	0,061	118942	***1***	***6,96***	0,083	146697	***1,01***	***8,14***	0,063	151930	***1,01***	***7,6***	0,065	131204	***1,01***	***7,71***
	RF	0,056	95717	***1,01***	***6,08***	0,054	111489	***1***	***5,52***	0,062	114012	***1***	***6,19***	0,086	148737	***1,01***	***8,08***	0,062	148352	***1,02***	***8,22***	0,064	123661	***1,01***	***6,82***
	YSA	0,051	99700	***1,01***	***5,08***	**0,048**	**99477**	***1***	***5,11***	**0,052**	93694	***1***	***5,63***	**0,077**	**132211**	***1,01***	***7,55***	**0,044**	**104034**	***1,01***	***5,58***	**0,054**	**105823**	***1,01***	***5,79***
4 Oda – 1.Küme (223)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,19	323300	1,05	18,72	0,182	376031	1,04	23,34	0,181	389460	1,05	18,84	0,15	302317	1,03	19,87	0,141	340688	1,03	13,95	0,169	346359	1,04	18,94
	ÇDR	0,142	272925	***1,02***	***14,8***	0,159	319509	1,03	23,71	0,198	424714	1,05	21,31	0,166	348582	***0,99***	20,01	0,13	318186	***1,02***	***12,92***	0,159	336783	1,02	18,55
	Lasso	**0,094**	**181891**	***1,01***	***8,93***	**0,093**	**196210**	***1***	***11,91***	0,133	283579	***1,02***	***14,4***	0,093	**183639**	***1,01***	***9,9***	**0,08**	**168566**	***0,99***	***8,2***	**0,099**	**202777**	***1,01***	***10,67***
	Ridge	0,123	227936	***1,01***	***12,6***	0,109	217761	***1,01***	***11,08***	**0,111**	**217122**	***1,02***	***11,24***	**0,092**	189658	***1,02***	***9,27***	0,105	242847	***1,03***	***10,67***	0,108	219065	***1,02***	***10,97***
	ElasticNET	0,136	270148	***1,01***	***14,56***	0,148	281001	1,03	16,22	0,147	319481	***1,03***	15,92	0,135	299364	***1,01***	***13,73***	0,139	318380	***1,02***	***14,12***	0,141	297675	***1,02***	***14,91***
	KNN	0,261	409689	1,07	23,64	0,226	419289	1,06	23,42	0,203	404267	1,05	21,55	0,187	404922	1,06	21,5	0,192	449102	1,06	19,15	0,214	417454	1,06	21,85
	DVR	0,455	620878	1,17	36,42	0,303	464546	1,13	32,47	0,267	483855	1,09	26,95	0,351	632996	1,18	39,63	0,253	551637	1,09	26,33	0,326	550782	1,13	32,36
	LGBM	0,156	255650	1,04	***14,26***	0,137	281856	1,03	***13,91***	0,136	243513	1,04	***14,2***	0,108	228444	***1,03***	***11,7***	0,118	293548	***1,02***	***13,05***	0,131	260602	***1,03***	***13,42***
	RF	0,252	353696	1,09	19,82	0,187	341262	1,05	17,04	0,183	351328	1,06	19,06	0,164	313641	1,08	17,38	0,159	392629	1,05	15,94	0,189	350511	1,07	17,85
	CatBoost	0,16	239335	1,05	15,39	0,144	271961	1,03	***13,59***	0,122	240420	1,04	***12,97***	0,107	196660	***1,03***	***11,55***	0,122	299787	***1,03***	***12,94***	0,131	249633	1,04	***13,29***
	XGBoost	0,148	230928	1,04	15,62	0,126	240926	***1,03***	***12,7***	0,124	235749	1,04	***14***	0,106	208313	1,04	***10,73***	0,119	305996	***1,03***	***12,36***	0,125	244382	1,04	***13,08***
	AdaBoost	0,245	352354	1,08	23,92	0,202	393632	1,06	22,8	0,148	295104	1,04	***14,87***	0,137	265169	1,04	***14,07***	0,175	407143	1,04	17,52	0,181	342680	1,05	18,64
	YSA	0,215	362776	1,06	20,36	0,166	312951	1,05	19,4	0,181	392897	1,05	19,21	0,186	376711	1,07	19,97	0,173	429947	1,03	16,65	0,184	375056	1,05	19,12
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,085	166902	***1***	***9,33***	0,088	169941	***1***	***8,71***	0,1	200083	***1,02***	***10,67***	0,064	127131	***1,01***	***6,76***	0,062	142527	***1,01***	***6,17***	0,08	161317	***1,01***	***8,33***
	MARS	0,088	165568	***1,01***	***9,04***	0,088	179862	***1,01***	***10,07***	0,098	197568	***1,02***	***10,49***	0,06	128778	***1,01***	***6,38***	0,058	138036	***1***	***5,55***	0,078	161962	***1,01***	***8,31***
	AdaBoost	0,086	163162	***1,01***	***8,63***	0,09	197510	***1***	***8,56***	0,083	165296	***1,02***	***10,1***	0,062	120975	***1,01***	***6,13***	0,066	155549	***1,01***	***6,48***	0,077	160498	***1,01***	***7,98***
	XGBoost	0,087	168323	***1,01***	***8,7***	0,084	182434	***1,01***	***8,96***	0,088	179204	***1,02***	***9,67***	**0,058**	**110358**	***1,02***	***6,04***	0,07	164308	***1***	***6,42***	0,077	160925	***1,01***	***7,96***
	RF	0,087	155370	***1,01***	***8,89***	0,089	190551	***1,01***	***9,16***	**0,081**	**159653**	***1,02***	***8,52***	0,061	117479	***1,02***	***6,07***	0,068	147265	***1,01***	***6,81***	0,077	154064	***1,01***	***7,89***
	YSA	**0,068**	**142740**	***1***	***8,35***	**0,073**	**151909**	***1,01***	***8,67***	0,098	202834	***1,02***	***10,08***	0,066	129928	***1,01***	***6,55***	**0,058**	**133290**	***1,01***	***5,76***	**0,073**	**152140**	***1,01***	***7,88***
4 Oda – 2.Küme (280)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,158	284588	1,04	15,84	0,118	301247	***1,02***	***13,49***	0,179	297163	1,07	17,37	0,199	352834	1,07	18,26	0,159	309144	1,06	17,01	0,163	308995	1,05	16,39
	ÇDR	0,144	266456	1,05	***14,52***	0,155	406705	***1,02***	16,79	0,18	333435	1,07	18	0,176	373685	1,03	16,48	0,22	537478	***1***	22,02	0,175	383552	1,03	17,56
	Lasso	0,152	252101	1,06	15,38	0,103	248097	***1,01***	***11,33***	0,148	250017	1,06	***14,86***	0,18	348664	1,04	17,68	0,135	325463	***1,02***	***13,89***	0,144	284868	1,04	***14,63***
	Ridge	0,13	231342	1,04	***13,24***	0,11	274461	***1,02***	***12,13***	0,132	236310	1,05	***13,04***	0,163	306584	1,04	15,7	0,129	300783	***1,03***	***13,16***	0,133	269896	1,04	***13,45***
	ElasticNET	0,173	296886	1,06	18,6	0,118	294200	***1,02***	***12,41***	0,163	269148	1,07	16,65	0,194	379325	1,05	18,75	0,146	341360	1,03	14,87	0,159	316184	1,05	16,26
	KNN	0,169	331295	1,03	***14,87***	0,141	341554	***1,02***	16,01	0,187	388286	1,06	19,65	0,17	358098	1,04	16,72	0,18	355667	1,07	19,49	0,169	354980	1,04	17,35
	DVR	0,382	543102	1,13	29,92	0,176	437024	1,04	18,55	0,334	475434	1,17	33,06	0,297	471967	1,13	29	0,282	471084	1,15	28,51	0,294	479722	1,12	27,81

	LGBM	0,091	176524	1,02	9,02	0,102	245138	1,02	11,53	0,123	249546	1,05	13,42	0,157	312202	1,04	15,37	0,18	374835	1,06	19,33	0,131	271649	1,04	13,73
	RF	0,164	266264	1,06	15,64	0,112	274649	1,02	12,2	0,208	319306	1,11	20,94	0,197	356644	1,07	18,62	0,186	374189	1,08	19,14	0,173	318210	1,07	17,31
	CatBoost	0,089	165392	1,02	9,1	0,082	197344	1,01	8,6	0,153	219885	1,08	15,31	0,15	309635	1,03	13,74	0,133	312216	1,03	14,02	0,121	240894	1,03	12,15
	XGBoost	0,091	182909	1,02	9,68	0,08	200024	1,01	9,6	0,107	179944	1,05	10,83	0,137	265311	1,03	13,03	0,115	294044	1,02	11,63	0,106	224446	1,03	10,95
	AdaBoost	0,106	200259	1,03	11,4	0,121	304319	1,02	13,14	0,109	258798	1,03	11,07	0,214	375577	1,08	20,34	0,129	339919	1,02	13,74	0,136	295774	1,04	13,94
	YSA	0,175	328339	1,05	18,01	0,162	454477	1,03	15,2	0,146	307633	1,04	15,22	0,182	375215	1,04	16,57	0,168	391480	1,04	18,6	0,167	371429	1,04	16,72
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,076	152898	1,01	7,44	0,074	182231	1,01	7,84	0,1	173788	1,04	9,98	0,137	273356	1,03	11,78	0,111	280203	1,01	11,24	0,1	212495	1,02	9,66
	MARS	0,08	162385	1,01	8,85	0,078	200243	1,01	7,89	0,094	169906	1,03	9,54	0,139	277563	1,03	12,34	0,114	289177	1,01	11,46	0,101	219855	1,02	10,02
	AdaBoost	0,083	173250	1,02	8,46	0,077	194238	1,01	8,63	0,07	159945	1,02	6,97	0,121	264410	1,02	11,07	0,106	268865	1,02	10,58	0,091	212142	1,02	9,14
	XGBoost	0,081	164907	1,02	9,03	0,077	196209	1,01	7,7	0,072	172884	1,02	7,05	0,125	262099	1,02	12,02	0,11	295297	1,01	10,78	0,093	218279	1,02	9,32
	RF	0,086	168479	1,02	8,66	0,075	190813	1,01	7,54	0,085	174740	1,03	8,57	0,131	273764	1,03	11,85	0,11	278961	1,02	11,39	0,097	217351	1,02	9,6
	YSA	0,082	167647	1,02	8,74	0,08	200610	1,01	9,59	0,099	182466	1,04	9,9	0,116	247911	1,01	11,69	0,109	278839	1,01	10,95	0,097	215495	1,02	10,17
4 Oda – 3.Küme (80)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,156	305648	1,03	15,7	0,119	243050	1,02	11,5	0,104	229454	1,01	10,21	0,133	268158	1,02	12,27	0,183	553746	1,02	15,41	0,139	320011	1,02	13,02
	ÇDR	0,144	290988	1,04	13,82	0,13	330258	1,02	13,88	0,153	310261	1,05	14,89	0,147	276390	1,02	14,33	0,169	448747	1,03	15,8	0,149	331329	1,03	14,54
	Lasso	0,034	71299	1	6,23	0,093	254732	1,02	17,8	0,16	293648	1,03	14,45	0,045	98759	1	4,63	0,094	272078	1	9,13	0,085	198103	1,01	10,45
	Ridge	0,063	138741	1,01	13,13	0,051	112702	1,01	5,41	0,079	169863	1,01	6,94	0,071	147748	1,01	9	0,06	166912	1	4,63	0,065	147193	1,01	7,82
	ElasticNET	0,091	224896	1,02	10,79	0,095	182500	1,01	9,48	0,098	218095	1,01	9,68	0,08	179436	1,01	9,84	0,091	259266	1	7,61	0,091	212839	1,01	9,48
	KNN	0,122	249281	1,03	15,17	0,132	307781	1,03	17,26	0,141	259875	1,03	11,62	0,137	266315	1,02	12,32	0,161	469390	1,01	17,38	0,139	310528	1,02	14,75
	DVR	0,319	604277	1,08	25,04	0,294	615590	1,09	29,06	0,31	579187	1,08	25,43	0,289	532942	1,06	17,64	0,254	751271	1,04	14,26	0,293	616653	1,07	22,29
	LGBM	0,103	222079	1,01	9,97	0,068	153662	1,01	10,59	0,172	319425	1,03	14,26	0,107	216887	1,01	8,6	0,111	320092	1	10,3	0,112	246429	1,01	10,74
	RF	0,186	344642	1,05	17,57	0,131	317798	1,04	13,23	0,15	274762	1,04	13,04	0,1	191301	1,03	9,9	0,215	639150	1,02	12,97	0,156	353531	1,04	13,34
	CatBoost	0,12	225541	1,03	12,9	0,086	225700	1,02	9,62	0,08	150033	1,02	8,38	0,071	157395	1,02	11,31	0,158	472810	1,02	14,03	0,103	246296	1,02	11,25
	XGBoost	0,11	201445	1,02	10,99	0,088	241598	1,02	10,18	0,079	157424	1,01	8,48	0,063	145808	1,01	7,7	0,131	402405	1,01	13,08	0,094	229736	1,01	10,09
	AdaBoost	0,222	376484	1,05	24,1	0,082	197625	1,01	9,04	0,071	127031	1,02	10,09	0,072	157281	1,01	7,37	0,25	756681	1,02	23,6	0,139	323020	1,02	14,84
	YSA	0,198	387454	1,04	19,69	0,183	437007	1,05	22,9	0,19	386645	1,05	17	0,199	439041	1,05	20,53	0,323	982955	1,03	16,91	0,219	526620	1,04	19,41
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,059	132696	1	14,57	0,047	105588	1	5,38	0,073	144169	1,01	6,97	0,08	171451	1	9,83	0,065	186475	1	4,43	0,065	148076	1	8,24
	MARS	0,053	114840	1,01	13,54	0,048	108889	1	4,85	0,077	165523	1,01	7,39	0,067	141130	1,01	8,6	0,066	186083	1	4,47	0,062	143293	1,01	7,77
	AdaBoost	0,058	128770	1	15,84	0,042	106633	1	6,75	0,082	164297	1,01	7,29	0,059	134643	0,99	6,98	0,066	188231	1	6,37	0,061	144515	1	8,65
	XGBoost	0,048	109452	1	16,91	0,057	148093	1,01	5,68	0,085	165459	1,01	7,47	0,063	130777	1	7,26	0,089	255362	1	6,18	0,068	161829	1	8,7
	RF	0,071	152096	1,01	11,96	0,054	126257	1,01	5,26	0,082	180789	1,01	6,77	0,065	137298	1	6,82	0,063	176769	1	2,97	0,067	154642	1,01	6,76
	YSA	0,046	105873	1	10,81	0,049	107510	1	4,95	0,07	145588	1,01	6,6	0,063	130265	1	7,6	0,054	157965	1	5,08	0,056	129440	1	7,01
4 Oda – 4.Küme (674)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,199	249977	1,04	19,49	0,216	301870	1,07	22,35	0,229	349103	1,07	22,72	0,221	305267	1,06	20,71	0,166	311850	1,03	17,5	0,206	303613	1,05	20,55
	ÇDR	0,189	277269	1,07	19,3	0,198	321420	1,05	24,04	0,215	344932	1,06	22,27	0,189	262060	1,05	17,99	0,192	403018	1,01	22,9	0,197	321740	1,05	21,3
	Lasso	0,192	258855	1,04	18,97	0,199	308637	1,06	21,05	0,213	311743	1,07	21,26	0,199	276498	1,05	18,34	0,162	302252	1,03	16,93	0,193	291597	1,05	19,31
	Ridge	0,195	259194	1,03	19,85	0,199	304440	1,06	21,26	0,21	300714	1,06	21	0,197	277038	1,05	18,04	0,155	292093	1,03	16,25	0,191	286696	1,05	19,28
	ElasticNET	0,198	257964	1,05	19,29	0,214	322789	1,06	22,12	0,223	324125	1,07	21,92	0,221	303337	1,05	19,16	0,157	298249	1,03	16,53	0,203	301293	1,05	19,8
	KNN	0,241	291954	1,06	20,8	0,201	323425	1,06	23,4	0,253	412380	1,11	25,63	0,205	289985	1,05	20,66	0,196	386368	1,05	19,07	0,219	340822	1,07	21,91

	DVR	0,449	492982	1,14	29,66	0,298	508768	1,13	34,76	0,412	634909	1,23	41	0,34	455454	1,15	31,54	0,278	624496	1,09	28,18	0,355	543322	1,15	33,03
	LGBM	0,134	173358	1,03	13,56	0,169	267509	1,06	18,48	0,162	267712	1,06	16,38	**0,172**	249792	1,04	16,87	0,134	256689	1,03	13,54	0,154	243012	1,04	15,77
	RF	0,201	236924	1,06	17,24	0,181	272085	1,06	18,71	0,205	330836	1,1	20,54	0,222	283719	1,08	19,67	0,147	294207	1,04	16,12	0,191	283554	1,07	18,46
	CatBoost	0,131	167264	***1,03***	***13,08***	0,154	243793	1,05	17,04	0,152	247737	1,06	15,72	0,175	243991	1,05	16,33	0,13	250856	1,03	***13,26***	0,148	230728	1,04	15,09
	XGBoost	**0,102**	**141703**	***1,02***	***10,3***	**0,148**	**237120**	1,05	16,16	**0,148**	**243946**	1,05	15,01	0,173	**240943**	1,05	16,72	**0,122**	**240808**	***1,03***	***12,64***	**0,139**	**220904**	1,04	***14,17***
	AdaBoost	0,161	189506	1,04	***14,87***	0,163	259943	1,05	18,1	0,176	297005	1,08	17,62	0,181	244273	1,06	17,42	0,139	275625	1,03	15,79	0,164	253270	1,05	16,76
	YSA	0,181	256079	1,03	18,19	0,204	338333	1,06	23,45	0,208	363409	1,09	21,06	0,216	318523	1,06	20,05	0,173	346404	1,04	17,56	0,196	324550	1,06	20,06
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,123	168663	***1,01***	***12,47***	0,147	227790	1,04	15,67	0,147	237930	1,05	15,03	0,167	229340	1,04	15,37	0,127	242319	***1,03***	***12,86***	0,142	221208	***1,03***	***14,28***
	MARS	0,114	163544	***1,01***	***12,35***	0,141	227701	1,04	***14,11***	**0,141**	**229470**	1,04	***14,68***	0,166	229766	1,04	15,3	0,127	245443	***1,02***	***12,97***	0,138	219185	***1,03***	***13,88***
	AdaBoost	0,12	165864	***1,02***	***13,45***	0,149	240668	1,04	***14,92***	0,144	232515	1,05	***14,77***	0,166	227279	1,04	16,11	0,124	241488	***1,02***	***13,5***	0,141	221563	***1,03***	***14,55***
	XGBoost	0,119	167549	***1,02***	***12,79***	0,144	**227177**	1,04	***14,47***	0,148	237305	1,04	***14,79***	0,162	225941	1,04	15,59	0,12	**233929**	***1,02***	***13,2***	0,139	218380	***1,03***	***14,17***
	RF	0,122	166691	***1,02***	***12,12***	0,147	232823	1,04	***14,74***	0,146	230778	1,05	15,22	0,162	**221745**	1,04	15,46	0,122	234165	***1,02***	***12,56***	0,14	217240	***1,03***	***14,02***
	YSA	**0,1**	**143164**	***1,02***	***9,89***	**0,139**	230051	1,04	15,04	0,142	235591	1,05	***14,32***	**0,156**	224761	1,04	15,43	**0,116**	235713	***1,03***	***12,46***	**0,131**	**213856**	1,04	***13,43***
4 Oda – 5.Küme (434)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,2	251951	***1,02***	20,22	0,178	265149	1,04	17,02	0,227	338102	1,03	22,56	0,18	256131	1,05	17,94	0,182	348473	1,04	18,23	0,193	291961	1,04	19,19
	ÇDR	0,191	246994	1,06	23,16	0,168	272771	***1,02***	18,04	0,241	413363	1,08	28,23	0,152	240182	1,03	16,69	0,184	344972	1,03	18,33	0,187	303656	1,04	20,89
	Lasso	0,213	268485	1,04	22,01	0,185	264405	1,04	18,02	0,226	334360	1,05	21,55	0,16	232119	1,04	15,96	0,185	340330	1,04	19,08	0,194	287940	1,04	19,32
	Ridge	0,21	242774	1,04	21,19	0,165	236977	1,05	16,06	0,203	298587	1,04	19,56	0,151	216285	1,03	15,18	0,182	336075	1,04	18,35	0,182	266140	1,04	18,07
	ElasticNET	0,21	259694	1,04	21,67	0,167	245812	1,04	16,62	0,223	320238	1,06	22,39	0,158	229988	1,04	15,9	0,187	354628	1,04	18,72	0,189	282072	1,04	19,06
	KNN	0,295	395783	1,08	32,33	0,23	366049	1,08	28,4	0,28	418934	1,1	34,85	0,272	393952	1,09	28	0,213	441369	1,07	22,62	0,258	403217	1,08	29,24
	DVR	0,465	504403	1,21	39,01	0,325	524995	1,16	35,2	0,399	529424	1,2	42,56	0,388	530140	1,19	37,27	0,298	609529	1,13	31,73	0,375	539698	1,18	37,15
	LGBM	0,165	203521	1,04	16,23	0,141	212302	1,05	***14,14***	0,175	269671	1,05	17,32	0,138	193965	1,04	***13,62***	0,175	351953	1,04	17,68	0,159	246282	1,04	15,8
	RF	0,26	273954	1,12	23,54	0,202	301066	1,09	20,18	0,258	338877	1,11	25,35	0,2	268815	1,07	18,17	0,188	382824	1,07	20,04	0,222	313107	1,09	21,46
	CatBoost	0,136	169394	1,04	***13,92***	0,135	206447	1,05	***13,83***	0,167	256870	1,05	16,58	0,117	164886	1,04	***11,58***	**0,145**	**300182**	1,04	15,19	0,14	219556	1,04	***14,22***
	XGBoost	**0,12**	**164466**	1,03	15,69	**0,133**	**201184**	1,04	***14,42***	**0,158**	**245856**	1,05	16,15	**0,11**	**146635**	1,04	***10,94***	0,152	312569	1,04	16,06	**0,135**	**214142**	1,04	***14,65***
	AdaBoost	0,17	182732	1,07	17,3	0,146	228380	1,06	16,21	0,229	321021	1,08	22,6	0,142	189034	1,05	***14***	0,167	355598	1,05	18,85	0,171	255353	1,06	17,79
	YSA	0,179	264143	1,03	21,01	0,174	268488	1,05	17,65	0,208	328686	1,06	20,93	0,178	278172	1,05	19,82	0,217	452685	1,05	20,47	0,191	318435	1,05	19,98
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,128	172596	***1,01***	***14,42***	0,13	185318	1,04	***12,55***	0,157	257344	1,03	15,14	0,109	153858	***1,03***	***10,31***	0,15	293435	***1,03***	15,02	0,135	212510	***1,03***	***13,49***
	MARS	0,121	162078	***1,02***	***13,29***	0,127	185984	***1,03***	***11,99***	0,156	254260	1,03	15,18	0,094	139337	***1,02***	***9,96***	0,15	295118	1,03	15,03	0,13	207355	***1,03***	***13,09***
	AdaBoost	0,126	165721	1,03	15,68	0,126	186104	***1,03***	***12,58***	0,151	244863	1,04	***14,45***	0,107	152743	***1,02***	***10,71***	0,145	293683	1,03	***14,54***	0,131	208623	***1,03***	***13,59***
	XGBoost	0,133	183784	1,03	15,65	0,133	193084	1,04	***12,98***	0,153	251942	1,04	16,62	**0,085**	**133365**	***1,02***	***8,5***	0,149	299497	1,03	***14,83***	0,131	212334	***1,03***	***13,72***
	RF	0,138	177344	1,04	***14,47***	0,125	186250	1,03	***12,21***	0,157	246117	1,04	17,27	0,103	151868	***1,03***	***10,09***	0,146	292137	1,03	***14,55***	0,134	210743	***1,03***	***13,72***
	YSA	**0,116**	**160774**	1,03	***14,88***	**0,115**	**175384**	1,04	***11,64***	**0,147**	**238975**	***1,03***	15,6	0,1	146843	***1,03***	***10,09***	**0,142**	**291584**	1,04	***14,14***	**0,124**	**202712**	***1,03***	***13,27***
4 Oda – 6.Küme (41)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,09	182790	***1,02***	17,86	0,153	293300	***0,99***	15,3	0,123	297418	***1,03***	***11,48***	0,154	363379	***0,99***	16,57	0,536	473866	1,34	53,96	0,211	322151	1,07	23,03
	ÇDR	0,053	115154	***1,01***	***6,3***	0,06	124850	***1***	***5***	0,062	179208	***1***	***6,57***	0,067	167433	***1***	***9,62***	0,235	**190007**	1,16	23,5	0,095	155330	***1,03***	***10,2***
	Lasso	**0,025**	**48111**	***1***	***2,8***	0,067	138242	***0,99***	***5,58***	0,069	192338	***1***	***6,75***	0,053	124301	***1***	***5,46***	0,237	323970	1,13	24,41	0,09	165392	***1,02***	***9***
	Ridge	0,043	86050	***1,01***	***6,89***	**0,034**	**80586**	***1***	***3,19***	**0,056**	**177589**	***1***	***4,16***	0,039	101530	***1***	***3,84***	**0,176**	224122	1,09	24,53	**0,07**	**133975**	***1,02***	***8,52***
	ElasticNET	0,074	157465	***1,01***	***11,93***	0,046	114422	***1***	***4,58***	0,06	180454	***1***	***6,16***	0,053	134703	***1***	***6,37***	0,354	306058	1,19	37,49	0,117	178620	1,04	13,31

	KNN	0,179	339550	1,03	18,2	0,159	333816	1,04	16,17	0,232	723288	1,03	18,94	0,093	220344	1,02	10,38	0,629	636778	1,38	62,93	0,258	450755	1,1	25,32
	DVR	0,218	437749	1,05	15,19	0,132	253870	1,03	13,12	0,236	719408	1,02	17,17	0,127	271065	1,03	12,72	0,746	682510	1,5	70,36	0,292	472920	1,13	25,71
	LGBM	0,298	577455	1,06	14,83	0,216	457277	1,05	14,92	0,256	769511	1,04	14,45	0,207	481250	1,05	20,22	0,86	806188	1,5	73,06	0,367	618336	1,14	27,5
	RF	0,137	260547	1,03	15,06	0,131	283730	1,03	13,43	0,175	530551	1,02	11,18	0,067	151064	1,01	6,52	0,766	578323	1,52	74,56	0,255	360843	1,12	24,15
	CatBoost	0,079	157370	1,01	14,1	0,096	210715	1,02	9,75	0,171	510255	1,02	11,66	0,015	38156	1	1,52	0,546	507391	1,35	54,15	0,181	284777	1,08	18,24
	XGBoost	0,08	153499	1,02	17,22	0,127	271495	1,02	12,89	0,088	230320	1,01	8,64	0,051	119824	1	7,64	0,552	434874	1,38	55,19	0,18	242002	1,09	20,32
	AdaBoost	0,171	347917	1,03	16,05	0,183	380125	1,03	22,09	0,211	628875	1,01	22,95	0,061	158895	1	8,09	0,502	381222	1,34	50,15	0,226	379407	1,08	23,87
	YSA	0,108	247971	1,02	13,42	0,163	389334	1	17,48	0,297	903663	1,02	20,75	0,122	308155	1	17,87	0,583	618766	1,47	68,24	0,255	493578	1,1	27,55
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,026	54769	1	3,01	0,054	116685	0,99	5,36	0,028	88561	1	3,4	0,048	115773	1	5,3	0,123	167689	1,06	13,17	0,056	108695	1,01	6,05
	MARS	0,027	58215	1	2,93	0,057	130089	0,99	5,34	0,03	96430	1	3,01	0,049	116795	1	5,45	0,147	212214	1,07	22,43	0,062	122749	1,01	7,83
	AdaBoost	0,012	25000	1	1,23	0,044	87694	1	5,12	0,019	50625	1	2,16	0,05	118750	1	5,39	0,385	217701	1,28	40,83	0,102	99954	1,06	10,95
	XGBoost	0,045	94621	1,01	6,26	0,046	96592	1	4,91	0,027	80998	1	3,43	0,06	148572	1	7,74	0,395	241384	1,28	52,47	0,115	132433	1,06	14,96
	RF	0,028	51964	1	5,83	0,048	95051	1	6,51	0,027	81878	1	2,42	0,043	107841	1	4,35	0,424	279067	1,29	53,96	0,114	123160	1,06	14,61
	YSA	0,022	50017	1	1,9	0,028	63351	1	2,83	0,025	72828	1	3,06	0,047	117986	1	5,24	0,189	204340	1,11	23,76	0,062	101704	1,02	7,36
5 Oda – 1.Küme (49)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,106	271304	1,02	10,98	0,105	243046	1,01	8,75	0,096	222427	1,02	10,57	0,095	205569	1,01	8,2	0,034	101353	1	5,58	0,087	208740	1,01	8,82
	ÇDR	0,039	97204	1,01	3,87	0,062	152428	1,01	5,5	0,042	106098	1	4,06	0,058	126701	1,01	5,84	0,021	60817	1	2,14	0,044	108650	1,01	4,28
	Lasso	0,044	109375	1,01	4,8	0,053	123761	1	4,84	0,094	232783	1,01	10,14	0,042	107616	1,01	4,23	0,029	89817	1	3,62	0,052	132670	1,01	5,53
	Ridge	0,038	96312	1,01	4,16	0,047	106106	1	5,92	0,026	65661	1	3,07	0,034	76530	1	3,36	0,017	48768	1	1,8	0,032	78675	1	3,66
	ElasticNET	0,047	117072	1,01	5,2	0,038	81704	1	6,88	0,048	132203	0,99	7,46	0,047	111089	1	5,02	0,032	92149	1	3,25	0,042	106843	1	5,56
	KNN	0,102	250943	1,01	10,5	0,125	272125	1,02	10,95	0,089	206350	1,02	8,94	0,114	264250	1,01	10,99	0,039	110000	1	4,9	0,094	220734	1,01	9,26
	DVR	0,127	339347	1,02	12,74	0,176	372630	1,02	11,04	0,204	540614	1,05	21,1	0,139	305180	1,03	11,01	0,19	566562	1,03	13,2	0,167	424867	1,03	13,82
	LGBM	0,135	345500	1,02	13,01	0,185	389903	1,02	13,46	0,205	530895	1,05	21,16	0,15	325964	1,03	11,86	0,103	308265	1,01	10,24	0,156	380105	1,03	13,95
	RF	0,096	244840	1,02	9,4	0,128	276648	1,02	11,07	0,104	257445	1,02	10,42	0,116	249374	1,02	10,83	0,107	331643	1,01	7,97	0,11	271990	1,02	9,94
	CatBoost	0,069	179153	1,01	6,39	0,111	243694	1,02	10,08	0,086	209475	1,02	8,98	0,096	210905	1,02	9,88	0,068	213963	1,01	5,5	0,086	211438	1,02	8,17
	XGBoost	0,066	162489	1,01	6,94	0,051	116778	1,01	4,98	0,057	124453	1,01	5,74	0,062	133395	1,01	6,78	0,033	102845	1	3,31	0,054	127992	1,01	5,55
	AdaBoost	0,094	236500	1,01	8,69	0,091	202000	1,01	9,26	0,077	170600	1,01	7,94	0,129	278000	1,02	13,11	0,09	271995	1,01	13,75	0,096	231819	1,01	10,55
	YSA	0,108	258870	1	7,94	0,056	132596	1	5,49	0,192	464383	1,01	15,47	0,105	248242	1,01	7,08	0,163	484173	1	6,6	0,125	317653	1	8,52
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,027	65899	1	2,84	0,032	72507	1	3,92	0,03	70000	1	3,03	0,03	67674	1	3,2	0,021	60482	1	1,55	0,028	67312	1	2,91
	MARS	0,026	64999	1	2,51	0,035	78890	1	3,57	0,027	64506	1	2,61	0,026	62302	1	2,61	0,022	65192	1	1,68	0,027	67178	1	2,6
	AdaBoost	0,02	52000	1	2,77	0,022	54000	1	2,92	0,02	49592	1	2,03	0,034	67883	1,01	4,14	0,005	16111	1	0,53	0,02	47917	1	2,48
	XGBoost	0,028	69843	1	2,96	0,027	66194	1	2,74	0,029	70854	1	2,87	0,041	88030	1,01	5,41	0,013	35727	1	3,93	0,028	66130	1	3,58
	RF	0,025	66283	1	2,64	0,027	66302	1	2,61	0,028	64450	1	3,67	0,037	76460	1,01	4,85	0,011	31014	1	3,7	0,026	60902	1	3,49
	YSA	0,026	63709	1	2,49	0,021	45691	1	2,08	0,026	56947	1	2,6	0,033	75018	1	3,59	0,016	43684	1	1,92	0,024	57010	1	2,54
5 Oda – 2.Küme		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,114	84892	1,05	10,11	0,102	169109	0,98	7,56	0,146	222558	1	15,12	0,353	431080	0,88	33,59	0,087	204784	1,03	6,65	0,16	222485	0,99	14,61
	ÇDR	0,031	23184	1,01	3,91	0,112	222021	1	12,69	0,054	80631	1	5,44	0,092	75134	1,05	9,8	0,036	60480	1	3,59	0,065	92290	1,01	7,09
	Lasso	0,081	59657	1,03	9,09	0,076	170817	0,99	9,15	0,147	236316	1	13,44	0,155	159489	1,07	15,69	0,013	24217	1	1,89	0,094	130099	1,02	9,85
	Ridge	0,067	63213	1,03	6,82	0,061	138220	1,02	9,36	0,053	86760	1	5,3	0,028	42345	1	4,42	0,057	121646	1,02	6,09	0,053	90437	1,01	6,4

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	ElasticNET	0,065	75646	***1,03***	***6,96***	0,093	215930	***1,03***	***9,31***	0,147	203245	***1,01***	***11,86***	0,055	115549	0,98	6,08	0,064	151784	***1,02***	***6,43***	0,085	152431	***1,01***	***8,13***
	KNN	0,175	169917	1,04	***11,91***	0,187	363792	1,03	21,22	0,189	290188	***1***	***10,13***	0,162	240917	***1,01***	***12,82***	0,141	238300	***0,99***	***5,92***	0,171	260623	***1,01***	***12,4***
	DVR	0,701	720966	1,23	32,18	0,265	557403	1,12	29,52	0,231	252111	1,08	23,55	0,45	631293	1,26	48,65	0,436	799652	1,26	31,56	0,417	592285	1,19	33,09
	LGBM	0,809	806283	1,23	32,62	0,256	503123	1,12	26,63	0,248	261384	1,08	23,79	0,517	609884	1,3	56,37	0,479	834442	1,27	33,03	0,462	603023	1,2	34,49
	RF	0,221	221497	1,09	18,37	0,167	373115	1,05	17,38	0,297	388288	1,04	18,81	0,15	180788	1,07	***14,22***	0,15	331184	1,1	***14,96***	0,197	298974	1,07	16,75
	CatBoost	0,145	161809	1,07	***14,34***	0,124	313431	1,05	***13,6***	0,175	211539	1,04	19,27	0,114	132051	1,05	***10,44***	0,106	298297	1,08	***10,45***	0,133	223425	1,06	***13,62***
	XGBoost	0,124	102000	1,04	***11,36***	0,12	264454	***1,02***	***6,5***	0,107	169417	0,97	***12,28***	0,106	112635	1,04	***10,1***	0,068	171496	***1,03***	***6,35***	0,105	164000	***1,02***	***9,32***
	AdaBoost	0,218	259000	1,12	19,27	0,213	436833	***1,02***	19,48	0,202	326223	***1***	25,83	0,246	377333	***1,02***	***12,86***	0,076	214200	1,05	***7,57***	0,191	322718	1,04	17
	YSA	0,291	262879	1,1	23,51	0,223	536047	1,09	19,84	0,306	480666	1,05	28,87	0,195	302221	1,11	20,75	0,251	486716	1,09	26,26	0,253	413706	1,09	23,85
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,033	45718	***1,01***	***2,28***	0,071	143448	***1***	***10,65***	0,06	84617	***1,01***	***6,46***	0,081	88313	***1,03***	***6,69***	0,028	43222	***1***	***2,13***	0,055	81064	***1,01***	***5,64***
	MARS	0,04	51997	***1,02***	***4,02***	0,066	140664	***1***	***9,05***	0,051	80341	***1***	***5,41***	0,084	74673	1,04	***8,59***	**0,021**	**55962**	***1,01***	***1,97***	0,052	80727	***1,01***	***5,81***
	AdaBoost	0,028	23611	***1,01***	***3,54***	**0,03**	**75000**	***1,01***	***3,06***	0,055	85903	***1***	***5,3***	**0,043**	**55000**	***1,02***	***4,5***	0,037	115000	***1,02***	***3,68***	**0,039**	**70903**	***1,01***	***4,02***
	XGBoost	0,033	39420	***1***	***5,34***	0,052	110254	***1,01***	***7,9***	0,077	125583	***0,99***	***7,93***	0,092	101284	1,05	***10,2***	0,044	129045	***1,02***	***4,41***	0,06	101117	***1,01***	***7,16***
	RF	**0,027**	**22647**	***1,01***	***2,92***	0,043	98887	***1,01***	***4,33***	0,06	103078	***0,99***	***5,84***	0,075	62192	1,04	***7,46***	0,043	118074	***1,03***	***6,74***	0,05	80976	***1,02***	***5,46***
	YSA	0,047	44745	***1,02***	***5,54***	0,059	122145	***1,01***	***11,06***	**0,049**	**75432**	***1***	***5,01***	0,055	56868	***1,02***	***5,77***	0,022	56331	***1,01***	***2,1***	0,046	71104	***1,01***	***5,9***
5 Oda – 3.Küme (190)																									
	MARS	0,183	244562	1,03	15,49	0,162	284817	1,04	16,08	0,194	399608	1,03	20,83	0,165	265830	1,04	15,88	0,131	271021	***1***	***13,27***	0,167	293168	1,03	16,31
	ÇDR	0,25	299266	1,06	21,53	0,159	262086	***1,02***	16,52	0,209	369749	1,06	26,86	0,149	268173	1,03	15,09	0,155	336618	1	19,91	0,184	307178	1,03	19,98
	Lasso	0,112	165101	***1,01***	***10,91***	**0,073**	**121892**	***1,02***	***8,28***	0,12	233152	***1***	***13,97***	0,094	147449	***1***	***10,06***	**0,077**	**157011**	***1***	***7,72***	0,095	164921	***1,01***	***10,19***
	Ridge	**0,105**	**141167**	***1,02***	***9,86***	0,108	177055	***1,02***	***11,12***	**0,08**	**166277**	***1,01***	***8,29***	**0,088**	**144391**	***1***	***9,86***	0,084	170011	***1,01***	***8,25***	**0,093**	**159780**	***1,01***	***9,48***
	ElasticNET	0,172	218787	1,04	17,04	0,128	221613	1,03	***12,92***	0,154	357026	1,03	***13,95***	0,125	212737	1,04	***12,53***	0,103	206114	***1,02***	***10,37***	0,136	243255	1,03	***13,36***
	KNN	0,273	303763	1,08	23,16	0,188	326526	1,05	19,1	0,302	532987	1,11	41,83	0,24	365912	1,06	24,2	0,137	285118	***1,02***	***13,48***	0,228	362861	1,06	24,35
	DVR	0,491	531074	1,16	34,86	0,291	488149	1,13	28,44	0,383	627049	1,21	44,75	0,303	456495	1,12	30,93	0,267	595157	1,11	29,94	0,347	539585	1,15	33,78
	LGBM	0,164	190861	1,05	16,1	0,143	236156	1,03	17,68	0,162	349807	1,04	16,85	0,173	237966	1,05	17,47	0,112	220536	***1,01***	***11,06***	0,151	247065	1,04	15,83
	RF	0,253	270358	1,09	20,41	0,174	259180	1,07	16,7	0,249	467644	1,11	28,94	0,211	294150	1,08	20,96	0,112	248133	1,04	***11,22***	0,2	307893	1,08	19,65
	CatBoost	0,157	187549	1,05	15,36	0,112	172059	1,04	12,07	0,178	383936	1,06	20,58	0,155	220806	1,05	15,31	0,08	180177	***1,02***	***9,61***	0,136	228905	1,04	***14,59***
	XGBoost	0,151	178486	1,04	14,84	0,115	189408	***1,03***	***12,28***	0,167	369492	1,04	19,81	0,155	225823	1,05	15,54	0,079	184450	***1,02***	***8,54***	0,133	229532	1,04	***14,2***
	AdaBoost	0,258	273828	1,09	23,98	0,116	183225	1,04	13,49	0,23	506933	1,08	30,28	0,24	325206	1,08	24,3	0,114	253122	***1,01***	***11,52***	0,192	308463	1,06	20,71
	YSA	0,19	224462	1,07	17,84	0,176	336005	1,04	16	0,243	535043	1,08	29,01	0,164	253735	1,05	16,33	0,127	301629	***1,02***	15,66	0,18	330175	1,05	18,97
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,098	135792	***1,01***	***8,41***	0,082	136556	***1,02***	***9,45***	**0,09**	179694	***1***	***8,95***	0,081	125725	***1***	***8,28***	0,064	128680	***1,01***	***6,45***	0,083	141289	***1,01***	***8,31***
	MARS	0,095	145342	***1***	***9,15***	0,09	145413	***1,02***	***10,7***	0,09	**179518**	***1***	***9,05***	0,082	134960	***1***	***8,11***	0,064	132226	***1,01***	***6,26***	0,084	147492	***1,01***	***8,65***
	AdaBoost	**0,088**	**123560**	***1,01***	***9,5***	0,082	141920	***1,02***	***9,24***	0,104	192487	***1,02***	***10,5***	0,074	133600	***1,01***	***8,26***	0,057	**118838**	***1***	***7,15***	0,081	142081	***1,01***	***8,93***
	XGBoost	0,093	129936	***1,01***	***9,63***	0,082	138470	***1,02***	***8,83***	0,107	207536	***1,02***	***12,12***	**0,07**	124277	***1,01***	***9,42***	0,06	129245	***1,01***	***5,97***	0,082	145893	***1,01***	***9,19***
	RF	0,101	143684	***1,01***	***9,6***	0,078	128311	***1,02***	***8,69***	0,1	189307	***1,02***	***10,51***	0,08	122591	***1,02***	***8,48***	**0,056**	129802	***1,01***	***5,8***	0,083	142739	***1,02***	***8,62***
	YSA	0,094	130371	***1,01***	***9,51***	**0,077**	**120904**	***1,02***	***9,8***	0,094	187858	***1***	***9,43***	0,074	**120348**	***1***	***7,7***	0,063	127031	***1,01***	***6,28***	**0,08**	**137302**	***1,01***	***8,54***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
5 Oda – 4.Küme	MARS	0,183	207563	1,03	18,21	0,192	309975	1,05	17,9	0,186	288756	1,07	18,67	0,19	285262	1,04	17,73	0,216	371422	1,06	21,18	0,193	292596	1,05	18,74
	ÇDR	0,131	171684	***1,01***	17,02	0,191	327741	***1,02***	19,5	0,264	438238	1,1	52,93	0,142	240846	1,04	***14,03***	0,164	299436	1,03	15,94	0,178	295589	1,04	23,88
	Lasso	0,152	183781	***1***	***14,55***	0,153	239081	***1,02***	***14,88***	0,186	271848	***0,98***	19,29	0,141	207122	***1,02***	***13,83***	0,134	218979	***1,01***	***13,14***	0,153	224162	***1,01***	15,14

	Ridge	**0,126**	**151947**	***1,02***	***12,58***	0,129	207889	***1,02***	***12,84***	**0,145**	**246447**	1,03	15,16	0,113	167760	***1,02***	***10,7***	**0,118**	**200536**	***1,03***	***11,75***	**0,126**	**194916**	***1,02***	***12,61***
	ElasticNET	0,159	192503	1,03	15,74	0,174	272345	1,04	16,93	0,171	273122	1,04	19,9	0,135	212968	***1,02***	***13,5***	0,182	288783	1,04	17,83	0,164	247944	1,03	16,78
	KNN	0,205	216285	1,04	17,23	0,111	191035	***1,01***	***11,48***	0,205	327908	1,07	21,37	0,148	243003	1,03	***14,73***	0,192	357148	1,06	18,95	0,172	267076	1,04	16,75
	DVR	0,507	503771	1,09	23,44	0,231	461618	1,09	24,65	0,369	554474	1,18	38,53	0,235	341986	1,08	21,38	0,256	557215	1,09	25,98	0,32	483813	1,11	26,8
	LGBM	0,168	202106	1,05	16,8	0,128	223394	***1,01***	***13,45***	0,184	293609	1,06	19,73	0,143	227747	***1,01***	***14,47***	0,166	304630	1,05	17,07	0,158	250297	1,04	16,3
	RF	0,23	235124	1,06	18,25	0,174	291758	1,06	18,01	0,263	379259	1,12	26,33	0,175	252439	1,05	15,37	0,196	355415	1,07	19,65	0,208	302799	1,07	19,52
	CatBoost	0,142	154649	1,03	***14,54***	0,124	210634	***1,02***	***12,51***	0,181	266826	1,08	18,05	0,121	188354	***1,03***	***13,96***	0,168	303692	1,05	16,81	0,147	224831	1,04	15,17
	XGBoost	0,129	**142857**	***1,03***	***12,75***	**0,12**	**197848**	***1,02***	***11,76***	0,166	252979	1,05	17,18	0,106	**162376**	***1,03***	***11,66***	0,161	281180	1,06	16,17	0,136	207448	1,04	***13,9***
	AdaBoost	0,206	221485	1,06	19,99	0,194	380938	1,07	24,17	0,288	426628	1,1	30,49	**0,1**	171853	***1,03***	***11,11***	0,225	392141	1,06	22,64	0,203	318609	1,06	21,68
	YSA	0,285	306635	1,08	21,06	0,184	358701	1,05	19,9	0,242	413899	1,11	26,96	0,155	259043	1,04	15,58	0,224	445169	1,07	22,73	0,218	356689	1,07	21,25
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,104	125438	***1,01***	***10,93***	0,107	170872	***1,02***	***10,88***	0,132	224570	***1,01***	***12,04***	0,107	159175	***1,02***	***10,3***	0,101	173694	***1,03***	***10,11***	0,11	170750	***1,02***	***10,85***
	MARS	0,105	126465	***1,02***	***10,1***	0,11	173413	***1,02***	***10,43***	0,129	222340	***1,02***	***12,85***	0,101	155743	***1,02***	***10,02***	0,103	175296	***1,03***	***10,61***	0,11	170651	***1,02***	***10,8***
	AdaBoost	**0,098**	**117687**	***1,03***	***9,93***	**0,083**	**138233**	***1,02***	***11,24***	0,131	232729	1,03	16,17	0,095	146197	***1,02***	***9,93***	**0,102**	**171928**	***1,02***	***10,29***	**0,102**	**161355**	***1,02***	***11,51***
	XGBoost	0,11	128392	***1,02***	***11,17***	0,097	162530	***1,01***	***10,55***	0,125	222921	1,03	***13,84***	0,1	151539	***1,01***	***10,33***	0,105	175656	***1,02***	***11,29***	0,107	168208	***1,02***	***11,44***
	RF	0,105	117872	***1,03***	***9,95***	0,095	153923	***1,01***	***10,57***	0,131	223934	1,03	***14,1***	0,097	148079	***1,02***	***10,96***	0,105	172311	***1,02***	***10,92***	0,107	163224	***1,02***	***11,3***
	YSA	0,099	121052	***1,02***	***9,92***	0,095	155094	***1,02***	***11,21***	**0,121**	**214003**	***1,02***	***12,17***	**0,095**	**146043**	***1,02***	***10,08***	0,106	176477	***1,02***	***10,94***	0,103	162534	***1,02***	***10,86***
6 Oda – 1.Küme (172)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,226	321361	1,07	19,59	0,159	282077	***1,01***	15,87	0,155	288205	***1,02***	***14,93***	0,154	238538	***1,01***	16,94	0,183	349957	1,04	18,35	0,175	296028	1,03	17,14
	ÇDR	0,205	336813	1,03	20,04	0,153	296033	***0,99***	15,4	0,173	339586	1,03	17,64	0,151	215714	***1,02***	15,46	0,174	375913	1,04	18,67	0,171	312812	***1,02***	17,44
	Lasso	**0,067**	**97503**	***1,01***	***6,74***	**0,089**	**135043**	***1,01***	***11,18***	**0,054**	**106270**	***1,01***	***5,52***	0,09	134060	***1***	***10,45***	**0,079**	**183528**	***1,01***	***8,14***	**0,076**	**131281**	***1,01***	***8,41***
	Ridge	0,128	183794	***1,03***	***12,29***	0,114	182798	***1,01***	***10,14***	0,087	157074	***1,02***	***8,35***	0,078	120728	***1,01***	***7,82***	0,102	212791	***1,01***	***11,05***	0,102	171437	***1,02***	***9,93***
	ElasticNET	0,151	236690	1,05	15,67	0,129	212591	***1,03***	***12,36***	0,126	244267	***1,02***	***13,9***	0,109	164605	***1,01***	***10,81***	0,122	277549	***1,02***	***13,06***	0,127	227140	***1,03***	***13,16***
	KNN	0,199	287324	1,08	18,84	0,16	305559	1,04	16	0,206	417755	1,08	22,02	0,166	249868	***1,02***	16,45	0,23	476194	1,08	24,16	0,192	347340	1,06	19,49
	DVR	0,405	559355	1,19	34,95	0,236	423126	1,09	23,87	0,269	542021	1,1	28,17	0,296	381773	1,08	23	0,272	609544	1,12	30,53	0,296	503164	1,12	28,1
	LGBM	0,149	260203	1,05	***14,27***	0,131	232699	1,03	***12,67***	0,116	227167	***1,02***	***11,88***	0,088	134655	***1,01***	***10,42***	0,144	307978	1,05	***14,61***	0,126	232540	***1,03***	***12,77***
	RF	0,266	353274	1,11	21,33	0,156	264583	1,05	***14,9***8	0,149	303273	1,05	***14,87***	0,148	205872	***1,03***	***10,5***	0,183	403442	1,07	21,5	0,18	306089	1,06	16,64
	CatBoost	0,159	225402	1,06	16,54	0,123	219005	1,04	***12,18***	0,107	218471	1,03	***13,5***	**0,065**	**101706**	***1,01***	***7,33***	0,146	317599	1,06	15,93	0,12	216437	1,04	***13,1***
	XGBoost	0,16	226294	1,08	16,26	0,094	180488	***1,02***	***9,79***	0,112	218473	1,03	***13,67***	0,069	103918	***1,02***	***7,04***	0,143	300024	1,05	16,16	0,116	205839	1,04	***12,58***
	AdaBoost	0,21	264677	1,09	20,41	0,123	239724	1,04	***14,41***	0,151	321983	1,04	21,43	0,084	114843	***1,01***	***8,57***	0,172	389410	1,06	24,34	0,148	266127	1,05	17,83
	YSA	0,195	267756	1,09	18,75	0,159	305638	1,05	17,38	0,206	435356	1,06	21,24	0,127	195026	***1,01***	***13,1***	0,197	464921	1,07	21,38	0,177	333739	1,06	18,37
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,077	114955	***1,01***	***6,73***	0,076	123015	***1***	***8,38***	0,056	105763	***1,01***	***5,65***	0,066	98273	***1,01***	***6,18***	0,077	168323	***1***	***8,5***	0,07	122066	***1,01***	***7,09***
	MARS	0,081	121001	***1,02***	***7,04***	0,075	119703	***1***	***9,71***	0,057	103795	***1,01***	***5,72***	0,061	91746	***1,01***	***6,03***	**0,07**	**157483**	***1,01***	***7,25***	0,069	118746	***1,01***	***7,15***
	AdaBoost	0,095	125722	***1,03***	***9,28***	**0,065**	**104087**	***1,01***	***11,71***	**0,044**	**81611**	***1,01***	***4,95***	0,062	92211	***1***	***5,65***	0,074	169087	***1,01***	***7,52***	**0,068**	**114544**	***1,01***	***7,82***
	XGBoost	0,099	136634	1,04	***9,18***	0,065	104800	***1***	***10,74***	0,056	102611	***1,01***	***5,91***	0,057	83876	***1,01***	***5,54***	0,076	175123	***1,01***	***8,54***	0,071	120609	***1,01***	***7,98***
	RF	0,107	138093	***1,03***	***9,62***	0,067	111090	***1,01***	***9,09***	0,047	89985	***1,01***	***4,68***	**0,047**	**69277**	***1***	***4,66***	0,07	166406	***1,02***	***7,5***	0,068	114970	***1,01***	***7,11***
	YSA	**0,072**	**107994**	***1,02***	***6,91***	0,076	125187	***1,01***	***8,53***	0,053	102517	***1,01***	***5,18***	0,059	84848	***1***	***5,86***	0,071	161119	***1,01***	***7,47***	0,066	116333	***1,01***	***6,79***
6 Oda		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,059	175000	***1***	***5,62***	0,132	320599	***0,98***	***10,78***	0,049	124269	***1,01***	***4,73***	0,115	329963	***1***	***0,66***	0,192	520000	***1,02***	18,36	0,109	293966	***1***	***8,03***
	ÇDR	0,008	22669	***1***	***0,77***	0,022	56132	***1***	***2,22***	0,019	46625	***1***	***1,84***	0,061	179608	***0,99***	***5,94***	0,015	42640	***1***	***1,5***	0,025	69535	***1***	***2,45***

Lasso	0,002	5975	1	0,2	0,08	261820	1,01	8,59	0,004	10987	1	0,44	0,064	176234	1,01	6,32	0,016	47549	1	1,57	0,033	100513	1	3,42
Ridge	0,031	91910	1	3,21	0,022	67330	1	1,32	0,011	27806	1	1,02	0,044	109853	1,01	3,48	0,014	35761	1	1,1	0,024	66532	1	2,03
ElasticNET	0,001	1514	1	0,05	**0,008**	**22114**	1	0,04	**0,001**	**2029**	1	0,08	**0,024**	**75688**	1	2,44	**0,004**	**11210**	1	0,3	**0,008**	**22511**	1	0,58
KNN	0,083	275000	1	5,39	0,138	412500	1,03	14,95	0,13	385000	1,02	13,31	0,07	173333	1,01	6,7	0,119	320000	1,01	11,5	0,108	313167	1,01	10,37
DVR	0,084	286370	1,01	9,25	0,176	431840	1,03	16,14	0,128	391700	1,02	13,49	0,138	347060	1,02	12,75	0,117	326439	1,01	11,73	0,129	356682	1,02	12,67
LGBM	0,092	307500	1	7,12	0,195	500000	1,03	18,44	0,155	450000	1,02	15,62	0,18	500000	1,03	17,77	0,121	320000	1,01	11,5	0,149	415500	1,02	14,09
RF	0,06	191400	1	0,55	0,105	294650	1,02	10,7	0,051	142125	1,01	5,02	0,099	268800	1,02	9,73	0,115	314250	1,01	11,29	0,086	242245	1,01	7,46
CatBoost	0,027	81092	1	2,82	0,149	404937	1,03	14,94	0,061	152748	1,01	5,81	0,078	240925	1,01	8,12	0,089	247284	1,01	8,89	0,081	225397	1,01	8,12
XGBoost	**0,002**	**4656**	1	0,16	0,087	258339	1,02	9,12	0,05	124160	1,01	4,77	0,058	167639	1,01	5,88	0,054	152888	1,01	5,42	0,05	141536	1,01	5,07
AdaBoost	0,076	225000	0,99	8,21	0,263	725000	1,05	26,97	0,134	340000	1,02	12,15	0,036	100000	1,01	3,55	0,192	545000	1,02	19,86	0,14	387000	1,02	14,15
YSA	0,074	243730	1	7,75	0,119	336627	1	0,76	0,104	309005	1,02	10,63	0,175	539802	1,01	8,23	0,079	229992	1,01	8,16	0,11	331831	1,01	7,11
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,005	13717	1	0,45	0,008	24432	1	0,47	**0,001**	**3685**	1	0,11	0,084	244226	0,99	8,28	0,009	25445	1	0,9	0,021	62301	1	2,02
MARS	0,004	10888	1	0,35	**0,008**	**22307**	1	0,23	0,002	5449	1	0,14	0,023	73985	1	2,33	0,004	11430	1	0,41	0,008	24812	1	0,69
AdaBoost	0,032	95000	1	3,13	0,037	100000	1	0,64	0	0	1	0	0,021	50000	1	2,05	0,025	80000	1	2,48	0,023	65000	1	1,66
XGBoost	0,014	42283	1	1,41	0,022	51491	1	2,2	0,001	1748	1	0,05	0,004	9160	1	0,33	**0,003**	**7696**	1	0,13	0,009	22476	1	0,82
RF	0,003	9300	1	0,28	0,038	87100	1,01	3,67	0,003	11250	1	0,34	0,01	30300	1	1,03	0,008	21250	1	0,8	0,012	31840	1	1,22
YSA	**0,002**	**7315**	1	0,24	0,015	43478	1	0,18	0,002	5299	1	0,08	**0,002**	**5679**	1	0,07	0,011	27887	1	1,06	**0,006**	**17932**	1	0,33

	1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,174	381834	1,03	32,51	0,155	280841	1,06	19,87	0,169	341699	1	18,36	0,138	300752	1,02	12,34	0,104	293627	1	9,22	0,148	319751	1,02	18,46
ÇDR	0,101	205027	1,02	10,11	0,072	154199	1,01	7,32	**0,045**	**104208**	1	4,51	0,07	175430	1	6,75	**0,025**	**71780**	1	4,22	0,063	142129	1,01	6,58
Lasso	0,099	172042	1	10,17	0,075	183915	1,02	7,4	0,059	104419	0,98	6,65	0,089	234143	1	12,19	0,027	74058	1	1,65	0,07	153715	1	7,61
Ridge	**0,045**	**80352**	1,01	3,75	**0,049**	**122441**	1,01	4,82	0,059	106941	1,02	4,74	**0,045**	**113904**	1,01	4,55	0,044	121635	1	3,45	**0,048**	**109055**	1,01	4,26
ElasticNET	0,061	143526	1,01	6,71	0,087	221826	1,01	8,39	0,074	180014	1	7,36	0,067	178134	1	7,22	0,068	192102	1	7,1	0,071	183120	1	7,36
KNN	0,238	384889	1,08	24,48	0,203	449167	1,1	26,31	0,26	463667	1,05	24,69	0,111	218704	1,03	11,19	0,088	235625	1	8,54	0,18	350410	1,05	19,04
DVR	0,27	412351	1,09	24,5	0,425	622533	1,2	48,89	0,451	650498	1,16	37,8	0,166	282879	1,07	22,52	0,125	336808	1,02	10,67	0,287	461014	1,11	28,88
LGBM	0,352	573394	1,12	33,49	0,514	799832	1,26	56,47	0,503	686117	1,18	37,51	0,279	570270	1,1	27,21	0,17	472854	1,02	10,69	0,364	620493	1,14	33,07
RF	0,205	318324	1,07	19,73	0,257	423992	1,13	27,12	0,254	374744	1,08	20,78	0,074	188878	1,01	8,12	0,129	366718	1,01	16,73	0,184	334531	1,06	18,5
CatBoost	0,161	264810	1,05	15,12	0,223	364544	1,11	25,77	0,156	232589	1,05	16,75	0,1	218986	1,03	12,2	0,071	205319	1,01	8,44	0,142	257250	1,05	15,66
XGBoost	0,15	261848	1,03	15,24	0,128	226266	1,06	12,7	0,115	189956	1,02	18,23	0,056	133591	1	6,54	0,057	146883	1	5,04	0,101	191709	1,02	11,55
AdaBoost	0,268	457389	1,06	21,48	0,417	581111	1,21	45,3	0,137	220556	1,03	18,15	0,077	177319	1,02	7,71	0,164	481875	1,02	18,66	0,213	383650	1,07	22,26
YSA	0,197	300420	1,07	19,93	0,352	542107	1,17	42,8	0,261	552869	1,06	29,89	0,127	236999	1,05	12,06	0,207	574246	1,02	22,09	0,229	441328	1,07	25,35
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,04	69134	1,01	4,2	0,063	140046	0,99	6,76	0,031	62314	1,01	3,12	0,036	98496	1	3,67	0,033	87288	1	4	0,041	91456	1	4,35
MARS	0,048	95919	1	3,6	**0,053**	127130	1	5,28	0,034	57504	1,01	4,66	0,032	83625	1	5,1	0,027	73213	1	2,68	0,039	87478	1	4,26
AdaBoost	**0,032**	**60667**	1	3,12	0,056	125806	1,01	5,27	0,027	45556	1,01	2,7	0,04	105426	1	4,11	0,02	57500	1	2,29	**0,035**	**78991**	1	3,5
XGBoost	0,059	106018	1	7,1	0,056	**125726**	1,01	5,54	0,029	53955	1,01	2,72	0,032	78377	1	3,74	**0,017**	**47164**	1	2,25	0,039	82248	1	4,27
RF	0,054	104592	1,01	5,42	0,059	147432	1,02	6,25	0,041	62832	1,01	4,18	**0,026**	**73019**	1	4,09	0,027	74094	1	2,82	0,041	92394	1,01	4,55
YSA	0,04	71508	1,01	4,9	0,053	136105	1,01	5,29	**0,021**	**44195**	1	2,06	0,053	137112	1,01	5,72	0,034	89962	1	3,89	0,04	95776	1,01	4,37

7 Oda (44)

Çizelge 4.20'de da görülmekte olduğu üzere Çankaya ilçesi 31 farklı veri kümesinden oluşmaktadır. 211 adet gözlemden oluşan 1 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde CatBoost, % 18,7'lik MAPE ve Ridge, 193.813 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında hiçbir öncül modellin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen CatBoost ve Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymakla birlikte YSA ile gerçekleştirilen meta model % 14,1'lik MAPE ve 166.920 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca YSA'da dâhil olmak üzere tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almamaktadırlar.

110 adet gözlemden oluşan 1 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 5,3'lük MAPE ve 68.033 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modeller, sadece XGBoost ve RF hariç olmak üzere öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 4,4'lük MAPE ve 57.903 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

217 adet gözlemden oluşan 1 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 9,1'lik MAPE ve XGBoost, 105.489 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında KNN ve DVR hariç tüm öncül modellerin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 7,2'lik MAPE ve 81.443 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

92 adet gözlemden oluşan 1 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 10'luk MAPE ve 78.626 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece Lasso ve Ridge öncül modellerinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi

kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 7,3'lük MAPE ve 60.979 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

26 adet gözlemden oluşan 2 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 3,7'lik MAPE ve 80.049 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece ÇDR, Ridge, ElasticNet ve KNN öncül modellerinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den sadece MAE değeri açısında daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 3,7'lik MAPE ve 60.979 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

168 adet gözlemden oluşan 2 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 7,7'lik MAPE ve 127.449 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece Lasso, Ridge ve ElasticNet öncül modellerinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında RF hariç meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,4'lük MAPE ve 108.938 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

380 adet gözlemden oluşan 2 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 17'lik MAPE ve 143.821 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında tüm öncül modellerin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 15,2'lik MAPE ve AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model 130.616 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını

sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almamaktadırlar.

122 adet gözlemden oluşan 2 oda 5.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 6,3'lük MAPE ve 127.315 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece DVR ve YSA haricinde tüm öncül modellerin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 4,6'lık MAPE ve YSA ile gerçekleştirilen meta model 98.817 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

704 adet gözlemden oluşan 2 oda 6.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 13,1'lik MAPE ve CatBoost 127.134 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında tüm öncül modellerin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost ve CatBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model %11,8'lik MAPE ve 119.043 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca AdaBoost ve XGBoost hariç tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

200 adet gözlemden oluşan 2 oda 7.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 10,9'luk MAPE ve Ridge, 183.624 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece Lasso, Ridge, LGBM, CatBoost ve XGBoost modellerinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost ve Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model %8,9'luk MAPE ve 151.137 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

289 adet gözlemden oluşan 3 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 14,2'lik MAPE ve CatBoost, 208.871 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece Lasso ve Ridge modellerinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren CatBoost ve Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. XGBoost ile gerçekleştirilen meta model % 11,2'lik MAPE ve 175.576 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

1954 adet gözlemden oluşan 3 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde CatBoost, % 10,6'lık MAPE ve 133.234 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece CatBoost, XGBoost ve LGBM modellerinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren CatBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 10,2'lik MAPE ve 130.008 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

819 adet gözlemden oluşan 3 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 15,6'lık MAPE ve 164.515 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında tüm öncül modellerin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 13,9'luk MAPE ve 155.967 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca meta modeller içerisinde sadece ElasticNet hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

932 adet gözlemden oluşan 3 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 13'lük MAPE ve CatBoost, 143.869 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece CatBoost ve XGBoost modellerinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model

mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost ve CatBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 12'lik MAPE ve 139.114 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

67 adet gözlemden oluşan 3 oda 5.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 7,5'lik MAPE ve 144.845 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece MARS, Lasso, Ridge, ElasticNet ve XGBoost modellerinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 5,6'lık MAPE ve 110.916 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

123 adet gözlemden oluşan 3 oda 6.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 5,7'lik MAPE ve 130.345 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece DVR ve YSA hariç tüm modellerin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 4,4'lük MAPE ve 101.605 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

156 adet gözlemden oluşan 3 oda 7.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 7,3'lük MAPE ve 135.619 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece DVR ve KNN hariç tüm modellerin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 5,4'lük MAPE ve 105.823 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca

tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

223 adet gözlemden oluşan 4 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 9,9'luk MAPE ve 202.777 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece Lasso, Ridge, ElasticNet ve LGBM modellerinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 7,3'lük MAPE ve 152.140 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

280 adet gözlemden oluşan 4 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 10,6'lık MAPE ve 224.446 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece XGBoost ve CatBoost modellerinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 9,1'lik MAPE ve 212.142 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

80 adet gözlemden oluşan 4 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 6,5'lik MAPE ve 147.193 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece DVR ve YSA hariç tüm öncül modellerin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 5,6'lık MAPE ve 129.440 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

674 adet gözlemden oluşan 4 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 13,9'luk MAPE ve 220.904 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında tüm öncül modellerin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA ve MARS, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 13,1'lik MAPE ve 213.856 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

434 adet gözlemden oluşan 4 oda 5.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 13,5'lik MAPE ve 214.142 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında tüm öncül modellerin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 12,4'lük MAPE ve 202.712 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

41 adet gözlemden oluşan 4 oda 6.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 7'lik MAPE ve 133.975 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece ÇDR, Lasso ve Ridge modellerinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden ElasticNet, MARS ve YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. ElasticNet ile gerçekleştirilen meta model % 5,6'lık MAPE ve YSA ile gerçekleştirilen meta model 101.704 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca ElaticNet, MARS ve YSA meta modelleri hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

49 adet gözlemden oluşan 5 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 3,2'lik MAPE ve 78.675 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece tüm öncül modellerin hem PRD hem de COD değerleri uygun

aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 2'lik MAPE ve 47.917 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

29 adet gözlemden oluşan 5 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 5,3'lük MAPE ve 90.437 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 3,9'luk MAPE ve 70.903 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

190 adet gözlemden oluşan 5 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 9,3'lük MAPE ve 159.780 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece Lasso ve Ridge modellerinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 8'lik MAPE ve 137.302 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

217 adet gözlemden oluşan 5 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 12,6'lık MAPE ve 194.916 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece Ridge modellinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 10,2'lik MAPE ve 161.355 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta

modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

172 adet gözlemden oluşan 6 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 7,6'lık MAPE ve 131.281 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 6,8'lik MAPE ve 114.544 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

10 adet gözlemden oluşan 6 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde ElasticNet, % 0,8'lik MAPE ve 22.511 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin tamamı hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren ElasticNet'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 0,6'lık MAPE ve 17.932 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

44 adet gözlemden oluşan 7 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 4,8'lik MAPE ve 109.055 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 3,5'lik MAPE ve 78.991 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

Çizelge 4.21. Çankaya ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü

Veri Kümesi	Model	< %5	< %10	< %15	> %15
1 oda - 1.k (211)	YSA	0,37	0,53	0,64	0,36
1 oda - 2.k (110)	YSA	0,75	0,92	0,96	0,04
1 oda - 3.k (217)	MARS	0,55	0,71	0,84	0,16
1 oda - 4.k (92)	YSA	0,59	0,76	0,89	0,11
2 oda - 1.k (26)	ADA	0,88	0,96	0,96	0,04
2 oda - 2.k (168)	YSA	0,59	0,8	0,93	0,07
2 oda - 3.k (380)	YSA	0,37	0,47	0,58	0,42
2 oda - 4.k (154)	YSA	0,6	0,78	0,91	0,09
2 oda - 5.k (122)	YSA	0,75	0,89	0,98	0,02
2 oda - 6.k (704)	YSA	0,44	0,59	0,71	0,29
2 oda - 7.k (200)	YSA	0,53	0,66	0,84	0,16
3 oda - 1.k (289)	XGB	0,44	0,57	0,73	0,27
3 oda - 2.k (1954)	YSA	0,48	0,65	0,77	0,23
3 oda - 3.k (819)	YSA	0,37	0,52	0,67	0,33
3 oda - 4.k (932)	YSA	0,39	0,56	0,71	0,29
3 oda - 5.k (67)	YSA	0,66	0,82	0,94	0,06
3 oda - 6.k (123)	YSA	0,76	0,89	0,98	0,02
3 oda - 7.k (156)	YSA	0,65	0,85	0,93	0,07
4 oda - 1.k (223)	YSA	0,6	0,77	0,89	0,11
4 oda - 2.k (280)	ADA	0,48	0,69	0,81	0,19
4 oda - 3.k (80)	YSA	0,65	0,84	0,91	0,09
4 oda - 4.k (674)	YSA	0,38	0,54	0,69	0,31
4 oda - 5.k (434)	YSA	0,4	0,58	0,71	0,29
4 oda - 6.k (41)	Elastic	0,73	0,83	0,95	0,05
5 oda - 1.k (49)	ADA	0,9	0,98	0,98	0,02
5 oda - 2.k (29)	ADA	0,72	0,86	0,93	0,07
5 oda - 3.k (190)	YSA	0,54	0,71	0,83	0,17
5 oda - 4.k (217)	ADA	0,45	0,59	0,74	0,26
6 oda - 1.k (172)	ADA	0,58	0,83	0,91	0,09
6 oda - 2.k (10)	YSA	1	1	1	0
7 oda (44)	ADA	0,75	0,93	1	0

Çizelge 4.20'de yer alan tüm metriklere ek olarak Çizelge 4.21'de görülmekte olduğu üzere en iyi sonuçların elde edildiği meta modellere ait yüzdelik dilimlerde mutlak hata oranların verilmektedir. Bu çerçevede 1 oda - 1.k (211) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 37'si, % 5'ten daha az, % 53'ü % 10'dan daha az, % 64'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece %36'sı, %15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 1 oda - 2.k (110) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 75'i, % 5'ten daha az, % 92'si, % 10'dan daha az, % 95'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 5'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 1 oda - 3.k (217) veri kümesi için meta model MARS'ın tahminlerinin % 55'i, % 5'ten daha az, % 71'i , % 10'dan daha az, % 84'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 16'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata

oranına sahiptir. 1 oda - 3.k (92) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 59'u, % 5'ten daha az, % 76'sı, % 10'dan daha az, % 89'u, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 11'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda - 1.k (26) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 88'i, % 5'ten daha az, % 96'sı, % 10'dan daha az, % 96'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 4'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda - 2.k (168) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 59'u, % 5'ten daha az, % 80'i, % 10'dan daha az, % 93'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 7'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda - 3.k (380) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 37'si, % 5'ten daha az, % 47'si, % 10'dan daha az, % 58'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 42'si % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda - 4.k (154) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 60'ı, % 5'ten daha az, % 78'i, % 10'dan daha az, % 91'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 9'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda - 5.k (122) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 75'i, % 5'ten daha az, % 89'u, % 10'dan daha az, % 98'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 2'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda - 6.k (704) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 44'ü, % 5'ten daha az, % 59'u, % 10'dan daha az, % 71'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 29'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda - 7.k (200) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 53'ü, % 5'ten daha az, % 66'sı, % 10'dan daha az, % 84'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 16'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 1.k (289) veri kümesi için meta model XGBoost tahminlerinin % 44'ü, % 5'ten daha az, % 57'si, % 10'dan daha az, % 73'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 27'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 2.k (1954) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 48'i, % 5'ten daha az, % 65'i, % 10'dan daha az, % 77'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 23'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 3.k (819) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 37'si, % 5'ten daha az, % 52'si, % 10'dan daha az, % 67'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 33'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 4.k (932) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 39'u, % 5'ten daha az, % 56'sı, % 10'dan daha az, % 71'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 29'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 5.k (67) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 66'sı, % 5'ten daha az, % 82'si, % 10'dan daha az, % 94'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin

edilirken sadece % 6'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 6.k (123) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 76'sı, % 5'ten daha az, % 89'u, % 10'dan daha az, % 98'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 2'si , % 5'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 7.k (156) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 65'i % 5'ten daha az , % 85'i % 10'dan daha az, % 93'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 7'si % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda - 1.k (223) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 60'ı % 5'ten daha az , % 77'si % 10'dan daha az, % 89'u, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 11'i % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda - 2.k (280) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 48'i % 5'ten daha az , % 69'u % 10'dan daha az, % 81'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 29'u % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda - 3.k (80) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 65'i % 5'ten daha az , % 84'ü % 10'dan daha az, % 91'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 9'u % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda - 4.k (674) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 38'i % 5'ten daha az , % 54'ü % 10'dan daha az, % 69'u, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 31'i % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda - 5.k (434) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 40'ı % 5'ten daha az , % 58'i % 10'dan daha az, % 71'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 29'u % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda - 6.k (41) veri kümesi için meta model ElasticNet'in tahminlerinin % 73'ü % 5'ten daha az , % 83'ü % 10'dan daha az, % 91'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 9'u % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda - 1.k (49) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 90'ı % 5'ten daha az , % 98'i % 10'dan daha az, % 98'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 2'si % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda - 2.k (29) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 72'si % 5'ten daha az , % 86'sı % 10'dan daha az, % 93'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 7'si % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda - 3.k (190) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 54'ü % 5'ten daha az , % 71'i % 10'dan daha az, % 83'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 17'si % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda - 4.k (217) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 45'i % 5'ten daha az , % 59'u % 10'dan daha az, % 74'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 26'sı % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 6 oda - 1.k (172) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 58'i % 5'ten daha az , % 83'ü % 10'dan daha az, % 91'i, %

15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 9'u % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 6 oda - 2.k (10) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 100'ü % 5'ten daha az mutlak hata oranına sahiptir. 7 oda (44) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 75'i, % 5'ten daha az , % 93'ü, % 10'dan daha az, % 100'ü, % 15'ten daha az mutlak hata oranına sahiptir. Tüm bu sonuçlar neticesin de her iki çizelge sonuçlarına göre geliştirilen model mimarisinin tüm veri setleri kapsamında birçok veri seti için yüksek tahmin gücüne sahipken sadece birkaç veri seti için tatminkâr sonuçlar üretememiştir.

Çizelge 4.22. Çankaya ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		MARS	ÇDR	Lasso	Ridge	ElasticNet	KNN	DVR	LGBM	RF	CatBoost	XGBoost	AdaBoost	YSA
1 Oda – 1. Küme (211)	**MAPE**	12	10	4	3	8	11	13	5	9	1	2	6	7
	MAE	9	11	4	1	6	10	13	5	8	2	3	7	12
	Ortalama	***10,5***	***10,5***	***4***	***2***	***7***	***10,5***	***13***	***5***	***8,5***	***1,5***	***2,5***	***6,5***	***9,5***
1 Oda – 2. Küme (110)	**MAPE**	8	7	1	2	3	12	13	5	11	6	4	9	10
	MAE	8	7	1	2	4	11	13	6	10	5	3	9	12
	Ortalama	***8***	***7***	***1***	***2***	***3,5***	***11,5***	***13***	***5,5***	***10,5***	***5,5***	***3,5***	***9***	***11***
1 Oda – 3. Küme (217)	**MAPE**	7	8	4	2	5	12	13	6	10	3	1	11	9
	MAE	7	8	3	2	5	12	13	6	9	4	1	11	10
	Ortalama	***7***	***8***	***3,5***	***2***	***5***	***12***	***13***	***6***	***9,5***	***3,5***	***1***	***11***	***9,5***
1 Oda – 4. Küme (92)	**MAPE**	11	12	2	1	6	10	13	7	8	4	3	5	9
	MAE	3	6	12	11	10	4	9	13	8	1	2	7	5
	Ortalama	***7***	***9***	***7***	***6***	***8***	***7***	***11***	***10***	***8***	***2,5***	***2,5***	***6***	***7***
2 Oda – 1. Küme (26)	**MAPE**	7	2	4	1	3	5	13	12	9	8	6	11	10
	MAE	8	4	2	1	3	6	13	12	9	7	5	10	11
	Ortalama	***7,5***	***3***	***3***	***1***	***3***	***5,5***	***13***	***12***	***9***	***7,5***	***5,5***	***10,5***	***10,5***
2 Oda – 2. Küme (168)	**MAPE**	8	7	1	2	4	12	13	6	9	5	3	11	10
	MAE	8	9	1	2	4	12	13	6	7	4	3	10	11
	Ortalama	***8***	***8***	***1***	***2***	***4***	***12***	***13***	***6***	***8***	***4,5***	***3***	***10,5***	***10,5***
2 Oda – 3. Küme (380)	**MAPE**	9	5	8	7	12	11	13	3	10	2	1	6	4
	MAE	9	6	7	5	11	12	13	3	10	2	1	4	8
	Ortalama	***9***	***5,5***	***7,5***	***6***	***11,5***	***11,5***	***13***	***3***	***10***	***2***	***1***	***5***	***6***
2 Oda – 4. Küme (154)	**MAPE**	8	9	1	2	5	12	13	7	11	4	3	10	6
	MAE	7	9	1	2	4	12	13	6	10	5	3	11	8
	Ortalama	***7,5***	***9***	***1***	***2***	***4,5***	***12***	***13***	***6,5***	***10,5***	***4,5***	***3***	***10,5***	***7***
2 Oda – 5. Küme (122)	**MAPE**	8	12	1	2	5	10	13	6	9	4	3	7	11
	MAE	8	13	1	2	6	10	12	5	9	4	3	7	11
	Ortalama	***8***	***12,5***	***1***	***2***	***5,5***	***10***	***12,5***	***5,5***	***9***	***4***	***3***	***7***	***11***
2 Oda – 6. Küme (704)	**MAPE**	11	5	9	7	10	8	13	3	6	2	1	12	4
	MAE	10	6	8	7	9	11	13	3	4	1	2	12	5
	Ortalama	***10,5***	***5,5***	***8,5***	***7***	***9,5***	***9,5***	***13***	***3***	***5***	***1,5***	***1,5***	***12***	***4,5***
2 Oda – 7. Küme (200)	**MAPE**	10	7	4	2	6	12	13	5	9	3	1	8	11
	MAE	10	9	4	1	6	11	13	5	8	3	2	7	12
	Ortalama	***10***	***8***	***4***	***1,5***	***6***	***11,5***	***13***	***5***	***8,5***	***3***	***1,5***	***7,5***	***11,5***
3 Oda – 1.Küme (289)	**MAPE**	10	6	4	1	8	11	13	5	12	2	3	9	7
	MAE	9	8	4	2	7	12	13	5	10	1	3	6	11
	Ortalama	***9,5***	***7***	***4***	***1,5***	***7,5***	***11,5***	***13***	***5***	***11***	***1,5***	***3***	***7,5***	***9***
3 Oda – 2.Küme (1954)	**MAPE**	8	7	9	11	10	12	13	3	6	1	2	4	5
	MAE	9	11	8	10	7	12	13	3	5	1	2	4	6
	Ortalama	***8,5***	***9***	***8,5***	***10,5***	***8,5***	***12***	***13***	***3***	***5,5***	***1***	***2***	***4***	***5,5***
3 Oda – 3.Küme (819)	**MAPE**	9	5	10	7	8	12	13	3	11	2	1	6	4
	MAE	11	9	6	7	8	12	13	3	10	2	1	5	3
	Ortalama	***10***	***7***	***8***	***7***	***8***	***12***	***13***	***3***	***10,5***	***2***	***1***	***5,5***	***3,5***
	MAPE	9	6	10	11	7	12	13	3	8	2	1	4	5

3 Oda – 4.Küme (932)	**MAE**	7	10	9	8	6	12	13	3	5	1	2	4	11
	Ortalama	***8***	***8***	***9,5***	***9,5***	***6,5***	***12***	***13***	***3***	***6,5***	***1,5***	***1,5***	***4***	***8***
3 Oda – 5.Küme (67)	**MAPE**	6	9	2	1	3	7	13	8	10	5	4	11	12
	MAE	6	10	3	1	2	7	13	9	8	5	4	11	12
	Ortalama	***6***	***9,5***	***2,5***	***1***	***2,5***	***7***	***13***	***8,5***	***9***	***5***	***4***	***11***	***12***
3 Oda – 6.Küme (123)	**MAPE**	7	8	4	1	5	11	13	6	9	3	2	10	12
	MAE	7	8	4	1	5	11	13	6	9	2	3	10	12
	Ortalama	***7***	***8***	***4***	***1***	***5***	***11***	***13***	***6***	***9***	***2,5***	***2,5***	***10***	***12***
3 Oda – 7.Küme (156)	**MAPE**	8	9	3	1	5	11	13	6	10	4	2	7	12
	MAE	9	8	3	1	5	11	13	6	10	4	2	7	12
	Ortalama	***8,5***	***8,5***	***3***	***1***	***5***	***11***	***13***	***6***	***10***	***4***	***2***	***7***	***12***
4 Oda – 1.Küme (223)	**MAPE**	8	7	1	2	6	12	13	4	11	5	3	9	10
	MAE	9	7	1	2	6	12	13	5	10	4	3	8	11
	Ortalama	***8,5***	***7***	***1***	***2***	***6***	***12***	***13***	***4,5***	***10,5***	***4,5***	***3***	***8,5***	***10,5***
4 Oda – 2.Küme (280)	**MAPE**	8	12	6	4	7	10	13	3	11	2	1	5	9
	MAE	7	12	5	3	8	10	13	4	9	2	1	6	11
	Ortalama	***7,5***	***12***	***5,5***	***3,5***	***7,5***	***10***	***13***	***3,5***	***10***	***2***	***1***	***5,5***	***10***
4 Oda – 3.Küme (80)	**MAPE**	7	10	2	1	3	8	13	6	11	5	4	9	12
	MAE	8	10	2	1	3	7	13	6	11	5	4	9	12
	Ortalama	***7,5***	***10***	***2***	***1***	***3***	***7,5***	***13***	***6***	***11***	***5***	***4***	***9***	***12***
4 Oda – 4.Küme (674)	**MAPE**	11	9	7	5	10	12	13	3	6	2	1	4	8
	MAE	9	10	7	6	8	12	13	3	5	2	1	4	11
	Ortalama	***10***	***9,5***	***7***	***5,5***	***9***	***12***	***13***	***3***	***5,5***	***2***	***1***	***4***	***9,5***
4 Oda – 5.Küme (434)	**MAPE**	9	6	10	5	7	12	13	3	11	2	1	4	8
	MAE	8	9	7	5	6	12	13	3	10	2	1	4	11
	Ortalama	***8,5***	***7,5***	***8,5***	***5***	***6,5***	***12***	***13***	***3***	***10,5***	***2***	***1***	***4***	***9,5***
4 Oda – 6.Küme (41)	**MAPE**	7	3	2	1	4	11	13	12	9	6	5	8	10
	MAE	7	2	3	1	4	10	11	13	8	6	5	9	12
	Ortalama	***7***	***2,5***	***2,5***	***1***	***4***	***10,5***	***12***	***12,5***	***8,5***	***6***	***5***	***8,5***	***11***
5 Oda – 1.Küme (49)	**MAPE**	7	3	4	1	2	8	13	12	10	6	5	9	11
	MAE	6	3	5	1	2	8	13	12	10	7	4	9	11
	Ortalama	***6,5***	***3***	***4,5***	***1***	***2***	***8***	***13***	***12***	***10***	***6,5***	***4,5***	***9***	***11***
5 Oda – 2.Küme (29)	**MAPE**	7	2	4	1	3	8	12	13	10	6	5	9	11
	MAE	6	2	3	1	4	8	12	13	9	7	5	10	11
	Ortalama	***6,5***	***2***	***3,5***	***1***	***3,5***	***8***	***12***	***13***	***9,5***	***6,5***	***5***	***9,5***	***11***
5 Oda – 3.Küme (190)	**MAPE**	7	8	2	1	5	12	13	6	9	3	4	10	11
	MAE	7	9	2	1	4	12	13	6	11	5	3	10	8
	Ortalama	***7***	***8,5***	***2***	***1***	***4,5***	***12***	***13***	***6***	***10***	***4***	***3,5***	***10***	***9,5***
5 Oda – 4.Küme (217)	**MAPE**	9	8	4	1	6	7	13	5	11	3	2	10	12
	MAE	8	9	3	1	5	7	13	6	10	4	2	11	12
	Ortalama	***8,5***	***8,5***	***3,5***	***1***	***5,5***	***7***	***13***	***5,5***	***11***	***3,5***	***2***	***11***	***12***
6 Oda – 1.Küme (172)	**MAPE**	9	8	1	2	6	12	13	5	11	4	3	7	10
	MAE	8	10	1	2	5	12	13	6	9	4	3	7	11
	Ortalama	***8,5***	***9***	***1***	***2***	***5,5***	***12***	***13***	***5,5***	***10***	***4***	***3***	***7***	***11***
6 Oda – 1.Küme (10)	**MAPE**	9	3	4	2	1	8	11	13	7	6	5	12	10
	MAE	8	3	4	2	1	9	11	13	7	6	5	12	10
	Ortalama	***8,5***	***3***	***4***	***2***	***1***	***8,5***	***11***	***13***	***7***	***6***	***5***	***12***	***10***
7 Oda (44)	**MAPE**	7	2	3	1	4	8	12	13	9	6	5	10	11
	MAE	7	2	3	1	4	9	12	13	8	6	5	10	11
	Ortalama	***7***	***2***	***3***	***1***	***4***	***8,5***	***12***	***13***	***8,5***	***6***	***5***	***10***	***11***
Genel Ortalama		***8,13***	***7,34***	***4,16***	***2,97***	***5,56***	***10,24***	***12,76***	***6,53***	***9,02***	***3,73***	***2,81***	***8,13***	***9,6***

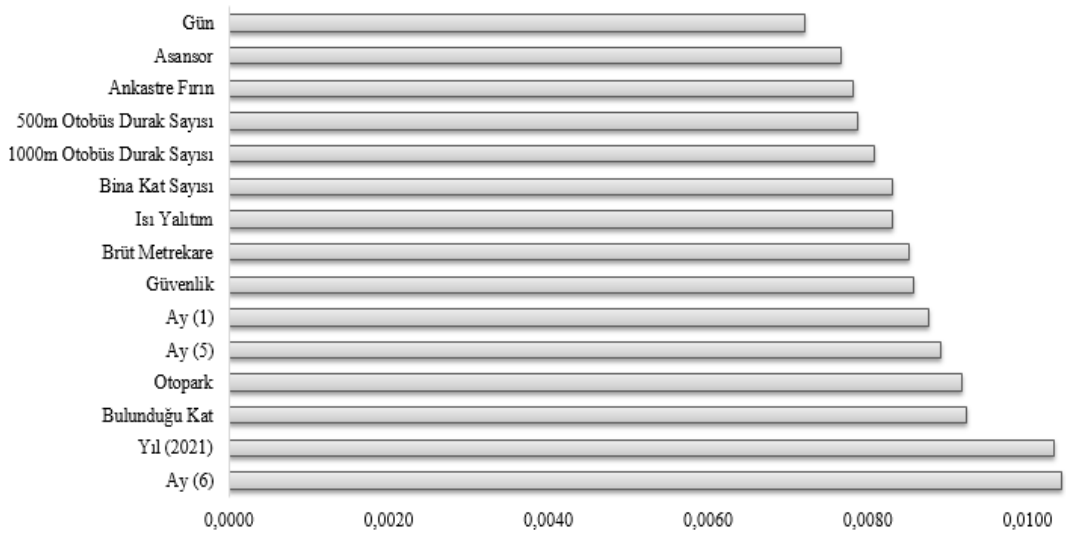
Çizelge 4.23. Çankaya ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		ElasticNet	**MARS**	**AdaBoost**	**XGBoost**	**RF**	**YSA**
1 Oda – 1. Küme (211)	**MAPE**	6	3	2	4	5	1
	MAE	6	5	3	4	2	1
	Ortalama	***6***	***4***	***2,5***	***4***	***3,5***	***1***
1 Oda – 2. Küme (110)	**MAPE**	1	3	4	5	6	2
	MAE	1	3	4	5	6	2
	Ortalama	1	3	4	5	6	2
	MAPE	3	1	4	6	2	5

1 Oda – 3. Küme (217)	**MAE**	3	1	4	5	2	6
	Ortalama	***3***	***1***	***4***	***5,5***	***2***	***5,5***
1 Oda – 4. Küme (92)	**MAPE**	3	1	6	5	2	4
	MAE	3	1	6	4	2	5
	Ortalama	***3***	***1***	***6***	***4,5***	***2***	***4,5***
2 Oda – 1. Küme (26)	**MAPE**	6	1	2	4	3	5
	MAE	6	1	2	4	3	5
	Ortalama	***6***	***1***	***2***	***4***	***3***	***5***
2 Oda – 2. Küme (168)	**MAPE**	3	1	5	4	6	1
	MAE	3	1	5	2	6	1
	Ortalama	***3***	***1***	***5***	***3***	***6***	***1***
2 Oda – 3. Küme (380)	**MAPE**	5	1	2	3	4	1
	MAE	4	6	1	5	3	2
	Ortalama	***4,5***	***3,5***	***1,5***	***4***	***3,5***	***1,5***
2 Oda – 4. Küme (154)	**MAPE**	6	4	2	5	3	1
	MAE	5	2	3	6	4	1
	Ortalama	***5,5***	***3***	***2,5***	***5,5***	***3,5***	***1***
2 Oda – 5. Küme (122)	**MAPE**	5	4	1	3	6	2
	MAE	5	4	2	3	6	1
	Ortalama	***5***	***4***	***1,5***	***3***	***6***	***1,5***
2 Oda – 6. Küme (704)	**MAPE**	2	3	4	5	6	1
	MAE	3	2	4	6	5	1
	Ortalama	***2,5***	***2,5***	***4***	***5,5***	***5,5***	***1***
2 Oda – 7. Küme (200)	**MAPE**	2	3	5	4	6	1
	MAE	5	6	3	2	4	1
	Ortalama	***3,5***	***4,5***	***4***	***3***	***5***	***1***
3 Oda – 1.Küme (289)	**MAPE**	4	5	3	1	6	2
	MAE	5	6	3	1	4	2
	Ortalama	***4,5***	***5,5***	***3***	***1***	***5***	***2***
3 Oda – 2.Küme (1954)	**MAPE**	2	3	4	5	6	1
	MAE	2	3	6	5	4	1
	Ortalama	***2***	***3***	***5***	***5***	***5***	***1***
3 Oda – 3.Küme (819)	**MAPE**	2	3	5	4	6	1
	MAE	2	3	6	5	4	1
	Ortalama	***2***	***3***	***5,5***	***4,5***	***5***	***1***
3 Oda – 4.Küme (932)	**MAPE**	3	2	5	6	4	1
	MAE	3	2	5	6	4	1
	Ortalama	***3***	***2***	***5***	***6***	***4***	***1***
3 Oda – 5.Küme (67)	**MAPE**	4	3	2	6	5	1
	MAE	4	3	2	6	5	1
	Ortalama	***4***	***3***	***2***	***6***	***5***	***1***
3 Oda – 6.Küme (123)	**MAPE**	3	2	4	5	6	1
	MAE	3	2	5	6	4	1
	Ortalama	***3***	***2***	***4,5***	***5,5***	***5***	***1***
3 Oda – 7.Küme (156)	**MAPE**	6	3	2	5	4	1
	MAE	5	3	2	6	4	1
	Ortalama	***5,5***	***3***	***2***	***5,5***	***4***	***1***
4 Oda – 1.Küme (223)	**MAPE**	6	5	2	3	4	1
	MAE	5	6	3	4	2	1
	Ortalama	***5,5***	***5,5***	***2,5***	***3,5***	***3***	***1***
4 Oda – 2.Küme (280)	**MAPE**	5	6	1	2	3	4
	MAE	2	6	1	5	4	3
	Ortalama	***3,5***	***6***	***1***	***3,5***	***3,5***	***3,5***
4 Oda – 3.Küme (80)	**MAPE**	4	3	2	6	5	1
	MAE	4	2	3	6	5	1
	Ortalama	***4***	***2,5***	***2,5***	***6***	***5***	***1***
4 Oda – 4.Küme (674)	**MAPE**	6	2	5	3	4	1
	MAE	5	4	5	3	2	1
	Ortalama	***5,5***	***3***	***5***	***3***	***3***	***1***
4 Oda – 5.Küme (434)	**MAPE**	6	2	3	4	5	1
	MAE	6	2	3	5	4	1
	Ortalama	***6***	***2***	***3***	***4,5***	***4,5***	***1***
4 Oda – 6.Küme (41)	**MAPE**	1	2	4	6	5	3
	MAE	3	4	1	6	5	2
	Ortalama	***2***	***3***	***2,5***	***6***	***5***	***2,5***
5 Oda – 1.Küme (49)	**MAPE**	5	4	1	6	3	2
	MAE	6	5	1	4	3	2
	Ortalama	***5,5***	***4,5***	***1***	***5***	***3***	***2***
	MAPE	5	4	1	6	3	2

5 Oda – 2.Küme (29)	**MAE**	5	3	1	6	4	2
	Ortalama	***5***	***3,5***	***1***	***6***	***3,5***	***2***
5 Oda – 3.Küme (190)	**MAPE**	4	6	2	3	5	1
	MAE	2	6	3	5	4	1
	Ortalama	***3***	***6***	***2,5***	***4***	***4,5***	***1***
5 Oda – 4.Küme (217)	**MAPE**	5	6	1	3	4	2
	MAE	6	5	1	4	3	2
	Ortalama	***5,5***	***5,5***	***1***	***3,5***	***3,5***	***2***
6 Oda – 1.Küme (172)	**MAPE**	5	4	2	6	3	1
	MAE	6	4	1	5	2	3
	Ortalama	***5,5***	***4***	***1,5***	***5,5***	***2,5***	***2***
6 Oda – 1.Küme (10)	**MAPE**	5	2	6	3	4	1
	MAE	5	3	6	2	4	1
	Ortalama	***5***	***2,5***	***6***	***2,5***	***4***	***1***
7 Oda (44)	**MAPE**	5	2	1	3	5	4
	MAE	4	3	1	2	5	6
	Ortalama	***4,5***	***2,5***	***1***	***2,5***	***5***	***5***
Genel Ortalama		***4,11***	***3,24***	***3,05***	***4,39***	***4,16***	***1,87***

Çankaya ilçesi kapsamında genel model performansları Çizelge 4.22 ve Çizelge 4.23'te gösterilmektedir. Bu çizelgelerden görülebileceği üzere öncül modeller içerisinde tüm veri seti kapsamında en iyi model 2,81 ortalama sıralama puanı ile XGBoost olurken meta modeller açısından ise 1,87 ortalama sıralama puanı ile YSA en iyi performans gösteren model olmuştur. Her ne kadar her bir veri seti kapsamında farkı modeller daha iyi sonuçlar sergilemiş olsalar da eğer Çankaya ilçesi kapsamında tek bir öncül model veya tek bir meta model seçilmesi gerekir ise bu modellerin seçilmesi uygun olacaktır.



Şekil 4.5. Çankaya ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler

Şekil 4.5'te Çankaya ilçesi kapsamında oluşturulan tüm veri kümeleri ve tüm öncül modeller için özellik seçimi sonrasında en çok kullanılan ilk 15 değişkene ait kullanım oranları sunulmaktadır. Burada oluşturulan sıralama modelleme esnasında özellik seçim aşamasında

en çok seçilen özelliklere göre yapılan bir sıralama ile elde edilmiştir. Bu neticede Şekil 4.5'te de görülmekte olduğu üzere Ay ve Yıl değişkenleri diğer ilçelerde de olduğu gibi modellerin oluşturulmasında en çok seçilen özellik iken sırasıyla Bulunduğu kat, Otopark gibi özellikler bu özelliklerin hemen ardından gelmektedir. Ayrıca burada da diğer ilçelerde olduğu gibi Ay (5), Ay (6), Ay (1) ve Yıl (2021) gibi zaman değişkenlerinin varlığı tahmin edilebileceği gibi çok dalgalı olan bir periyot kapsamında zaman kavramının önemini ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.24. Çubuk ilçesine ait tüm model sonuçları

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 Oda (46)	MARS	0,081	28708	***1***	***8,61***	0,059	25447	***1***	***4,46***	0,161	58127	0,97	16,02	0,08	27698	***1***	***8,29***	0,085	40051	***1,02***	***9,05***	0,093	36006	***1***	***9,29***
	ÇDR	0,056	18188	***1***	***8,82***	0,051	20881	***1***	***6,64***	0,142	42052	***1,02***	***9,66***	0,07	25572	***1***	***7,35***	0,124	59891	***1,02***	***9,82***	0,089	33317	***1,01***	***8,46***
	Lasso	0,045	16132	***1***	***4,67***	**0,031**	**11681**	***1***	***3,05***	0,087	27566	***1,01***	***7,88***	**0,053**	**19329**	***1***	***5,14***	0,069	31699	***1***	***6,61***	0,057	21281	***1***	***5,47***
	Ridge	**0,042**	**14996**	***1***	***4,21***	0,039	17258	***1***	***3,48***	**0,063**	**21298**	***1***	***5,86***	0,064	22780	***1***	***7,07***	**0,047**	**21584**	***1,01***	***5,86***	**0,051**	**19583**	***1***	***5,3***
	ElasticNET	0,047	16613	***1***	***4,91***	0,06	24535	***1***	***5,97***	0,069	23801	***1***	***6,55***	0,056	19566	***1***	***4,98***	0,06	30765	***1,01***	***5,37***	0,058	23056	***1***	***5,56***
	KNN	0,133	42022	***1,02***	***9,96***	0,09	44827	***1,02***	***8,57***	0,246	70333	1,07	20,9	0,093	32694	***1***	***4,99***	0,156	75800	***1,03***	***13,73***	0,144	53135	***1,03***	***11,63***
	DVR	0,149	47111	***1,02***	***14,88***	0,128	62634	***1,02***	***9,88***	0,282	83656	1,08	19,8	0,082	28400	***1***	***5,28***	0,18	90500	1,05	18,49	0,164	62460	***1,03***	***13,67***
	LGBM	0,162	49222	***1,02***	***14,88***	0,123	59925	***1,02***	***9,54***	0,337	96688	1,08	21,8	0,1	34381	***1***	***5,52***	0,179	89700	1,05	18,49	0,18	65983	***1,03***	***14,05***
	RF	0,097	30553	***1,01***	***9,18***	0,071	31753	***1***	***5,9***	0,194	49161	1,05	16,69	0,096	33274	***1,01***	***8,94***	0,127	59792	***1,03***	***12,09***	0,117	40907	***1,02***	***10,56***
	CatBoost	0,065	19719	***1,01***	***6,46***	0,059	26776	***1***	***5,65***	0,148	36743	1,04	***12,18***	0,063	21739	***1***	***6,01***	0,103	49184	***1,02***	***9,17***	0,088	30832	***1,01***	***7,89***
	XGBoost	0,059	18964	***1,01***	***5,86***	0,054	22186	***1***	***5,07***	0,121	34057	***1,02***	***12,46***	0,068	24079	***1***	***6,64***	0,093	44947	***1,02***	***8,76***	0,079	28847	***1,01***	***7,76***
	AdaBoost	0,097	31204	***1,02***	***10,95***	0,077	35326	***1,01***	***7,63***	0,231	65722	1,03	***14,22***	0,102	36120	***1,01***	***9,41***	0,131	60100	1,03	***14,18***	0,128	45694	***1,02***	***11,28***
	YSA	0,077	29329	***1,01***	***12,62***	0,286	126891	***1,01***	16,45	1,732	395792	1,33	***140,7***	0,164	58272	***1,01***	***10,83***	0,262	126436	1,04	20,23	0,504	147344	1,08	40,17
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,03	10915	***1***	***3,48***	0,043	17713	***1***	***3,13***	0,051	20109	***0,99***	***4,99***	0,038	13765	***1***	***3,82***	0,034	17565	***1,01***	***3,49***	0,039	16013	***1***	***3,78***
	MARS	**0,019**	**6742**	***1***	***2,14***	0,043	18459	***1***	***3,4***	**0,049**	**18976**	***0,99***	***4,67***	0,04	14096	***1***	***3,87***	0,046	21169	***1,01***	***5,79***	0,039	15888	***1***	***3,97***
	AdaBoost	0,036	11333	***1***	***3,97***	0,031	14763	***1,01***	***2,63***	0,071	20471	***1,01***	***7,12***	**0,024**	**8444**	***1***	***2,9***	**0,038**	**20500**	***1,01***	***4,19***	**0,04**	**15102**	***1,01***	***4,16***
	XGBoost	0,04	15562	***1***	***4,04***	0,026	10094	***1***	***2,58***	0,073	22102	***1,01***	***7,37***	0,048	17261	***1***	***5,19***	0,063	31242	***1,02***	***7,39***	0,05	19252	***1,01***	***5,31***
	RF	0,039	14524	***1***	***3,54***	0,03	11926	***1***	***3,39***	0,098	29202	***1,01***	***9***	0,05	17678	***1***	***5,36***	0,061	31101	***1,01***	***5,57***	0,056	20886	***1***	***5,37***
	YSA	0,028	10814	***1***	***3,5***	**0,024**	**9527**	***1***	***2,32***	0,055	18483	***1***	***5,4***	0,04	14662	***1***	***4,88***	0,047	22620	***1,01***	***5,33***	0,039	15221	***1***	***4,29***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 oda (36)	MARS	0,07	46873	***1,01***	***8,53***	0,083	84479	***0,99***	***7,45***	0,129	63672	***1,03***	***9,26***	0,164	96833	***1,01***	15,8	0,093	90034	***0,99***	***9,49***	0,108	76378	***1,01***	***10,11***
	ÇDR	0,032	21894	***1***	***3***	0,069	75265	***1***	***8,47***	0,039	20716	***1,01***	***3,18***	0,05	31403	***1***	***4,15***	0,056	54993	***1,01***	***5,6***	0,049	40854	***1***	***4,88***
	Lasso	0,048	31378	***1***	***10,24***	0,105	102866	***0,99***	***11,69***	0,055	32794	***1***	***7,25***	0,048	32861	***1***	***4,49***	0,045	43812	***1***	***5,87***	0,06	48742	***1***	***7,91***
	Ridge	**0,03**	**19733**	***1***	***2,09***	**0,047**	**66102**	***1,02***	***4,85***	**0,033**	**17917**	***1***	***2,91***	**0,032**	**19082**	***1***	***3,14***	**0,029**	**25821**	***1***	***3,17***	**0,034**	**29731**	***1***	***3,23***
	ElasticNET	0,064	42781	***1***	***13,9***	0,083	115958	***1,02***	***12,45***	0,043	25393	***1***	***4,59***	0,034	22428	***1***	***3,54***	0,071	59230	***1,01***	***6,62***	0,059	53158	***1,01***	***8,22***
	KNN	0,084	56786	***1,01***	***8,49***	0,16	240286	1,07	21,04	0,12	59429	***1,02***	17,13	0,112	73321	***1,01***	11,1	0,154	141188	***1***	***13,87***	0,126	114202	***1,02***	***14,33***
	DVR	0,19	114224	1,03	***14,37***	0,298	399071	1,09	23,63	0,328	163678	1,05	19,09	0,238	135416	1,03	***14,57***	0,18	202340	1,05	***14,96***	0,247	202946	1,05	17,32
	LGBM	0,259	153638	***1,03***	***12,95***	0,297	398505	1,09	23,64	0,45	234953	1,05	17,38	0,317	186539	1,03	***13,43***	0,155	175920	1,05	***14,96***	0,296	229911	1,05	16,47
	RF	0,067	43343	***1,01***	***8,32***	0,181	250654	1,06	20,57	0,166	81795	1,03	18,12	0,152	89601	***1,01***	***11,04***	0,102	103022	***1,03***	***10,07***	0,134	113683	1,03	***13,62***
	CatBoost	0,054	35370	***1,01***	***8,73***	0,14	209558	1,06	24,13	0,093	49409	***1,01***	***11,25***	0,043	24984	***1***	***4,36***	0,048	56293	***1,02***	***5,99***	0,076	75123	***1,02***	***10,89***
	XGBoost	0,057	38130	***1***	***5,36***	0,093	131509	***1,03***	***9,79***	0,099	51340	***1,02***	***8,71***	0,07	39446	***1,01***	***6,19***	0,049	40215	***1***	***4,88***	0,074	60128	***1,01***	***6,99***
	AdaBoost	0,098	65714	***1,01***	***13,85***	0,147	194429	1,04	25,49	0,117	64429	***1,01***	***13,66***	0,208	129714	***1***	21,74	0,126	133562	1,04	***12,96***	0,139	117570	***1,02***	17,54
	YSA	0,131	87794	***1,02***	***12,76***	0,314	422526	1,1	26,86	0,195	104353	1,03	15,8	0,103	63462	***1,02***	***9,47***	0,254	268953	1,05	16,46	0,199	189418	1,04	16,27
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,03	20149	***1***	***2,96***	**0,033**	**44492**	***1,01***	***3,41***	0,078	40605	***1***	***10,94***	**0,015**	**9419**	***1***	***2,95***	0,024	21388	***1***	***1,9***	0,036	27211	***1***	***4,43***
	MARS	0,045	29158	***1***	***3,65***	0,045	59729	***1,01***	***4,67***	0,064	32842	***0,99***	***8,02***	0,02	12536	***1***	***3,86***	**0,017**	**15121**	***1***	***1,71***	0,038	29877	***1***	***4,38***

	AdaBoost	0,027	19000	1	2,43	0,074	109040	1,03	8,92	0,043	22714	1,01	6,13	0,019	11000	1	3,25	0,027	23479	1	2,66	0,038	37047	1,01	4,68
	XGBoost	0,025	16302	1	2,33	0,074	106654	1,02	7,46	0,038	19060	1,01	3,74	0,027	15682	1	3,19	0,027	22769	1	2,33	0,038	36093	1,01	3,81
	RF	0,031	21424	1	2,46	0,089	129260	1,03	8,21	0,05	24564	1,01	4,39	0,026	15101	1	2,4	0,02	16065	1	2,24	0,043	41283	1,01	3,94
	YSA	0,026	16787	1	2,28	0,057	73772	1,01	4,66	0,023	13025	1	1,46	0,032	19089	1	2,74	0,032	31208	1,01	3,46	0,034	30776	1	2,92
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 oda – 1. Küme (184)	MARS	0,403	208449	1,12	46,94	0,15	65000	1,01	16,61	0,101	42500	1,01	10,5	0,193	57963	1	4,38	0,186	67292	1	14,59	0,207	88241	1,03	18,6
	ÇDR	0,108	48223	1,02	10,88	0,125	66459	1,01	12,25	0,151	75353	1,03	19,94	0,123	55088	1,02	14,55	0,156	84200	1,04	18,03	0,133	65865	1,02	15,13
	Lasso	0,113	48126	1	11,11	0,135	69647	1,03	13,11	0,14	63266	1,04	15,05	0,117	51803	1,01	11,96	0,135	65582	1,03	13,71	0,128	59685	1,02	12,99
	Ridge	0,123	51579	1,03	11,77	0,113	55942	1,01	12,13	0,128	60456	1,04	13,78	0,113	48619	1,01	13,68	0,11	52865	1,02	10,59	0,117	53892	1,02	12,39
	ElasticNET	0,114	52712	1,01	11,13	0,146	71227	1,03	15,39	0,144	75346	1,04	14,52	0,132	61024	1	15,75	0,15	74371	1,05	16,92	0,137	66936	1,03	14,74
	KNN	0,185	73230	1,04	18,38	0,154	87014	1,04	15,27	0,204	109397	1,08	22,41	0,181	76966	1,04	18,14	0,159	91502	1,05	16	0,177	87622	1,05	18,04
	DVR	0,303	114923	1,1	27,65	0,231	115798	1,08	24,5	0,383	199675	1,2	44,45	0,322	121440	1,11	30,03	0,282	163106	1,14	30,16	0,304	142988	1,13	31,36
	LGBM	0,081	35141	1,01	8,99	0,127	64745	1,03	13,25	0,189	111704	1,05	20,24	0,156	65984	1,01	15,49	0,144	81771	1,05	14,5	0,139	71869	1,03	14,49
	RF	0,124	49086	1,03	11,01	0,145	75086	1,05	14,48	0,237	124471	1,1	25,74	0,185	72336	1,04	16,56	0,129	74014	1,06	13,32	0,164	78999	1,06	16,22
	CatBoost	0,071	29028	1,01	7,52	0,101	56548	1,03	10,09	0,16	86093	1,06	19,22	0,115	49638	1,01	11,33	0,11	61986	1,04	12,52	0,111	56659	1,03	12,14
	XGBoost	0,074	28133	1,01	7,44	0,094	49845	1,03	9,4	0,153	82348	1,05	17,65	0,091	42195	1,01	12,71	0,105	63044	1,04	12,5	0,103	53113	1,03	11,94
	AdaBoost	0,101	39825	1,02	10,84	0,137	68632	1,03	14,32	0,29	167915	1,11	37,47	0,143	58833	1,02	13,92	0,14	83132	1,04	15,14	0,162	83667	1,04	18,34
	YSA	0,146	70618	1,03	15,04	0,15	76544	1,03	15,33	0,168	103306	1,05	17,43	0,154	71539	1,03	15,74	0,223	146984	1,07	19,72	0,168	93798	1,04	16,65
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,089	36614	1,02	8,71	0,094	49337	1,01	9,51	0,126	62106	1,04	13,68	0,091	39742	1	12,04	0,091	44653	1,02	9,34	0,098	46490	1,02	10,66
	MARS	0,086	36629	1,02	8,52	0,084	44692	1,02	8,33	0,116	56452	1,03	13,18	0,089	42047	1,01	11,73	0,091	46495	1,01	9,58	0,093	45263	1,02	10,27
	AdaBoost	0,069	27694	1,01	7,1	0,083	45079	1,01	8,36	0,118	59425	1,03	13,95	0,084	38780	1	12,21	0,096	49967	1,02	9,03	0,09	44189	1,01	10,13
	XGBoost	0,068	29055	1,01	6,75	0,084	44962	1,01	8,33	0,124	60752	1,04	12,64	0,089	42164	1	14,63	0,101	55211	1,03	10,08	0,093	46429	1,02	10,49
	RF	0,069	28208	1,01	6,78	0,087	45622	1,02	8,79	0,128	63786	1,04	13,3	0,083	37706	1	10,33	0,096	50666	1,03	10,11	0,093	45198	1,02	9,86
	YSA	0,065	26987	1,01	6,8	0,085	44141	1,02	8,72	0,117	58380	1,04	16,06	0,084	38648	1,01	11,65	0,095	52624	1,03	10,95	0,089	44156	1,02	10,84
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 oda – 2. Küme (12)	MARS	0,348	128729	1,09	26,62	0,158	91179	1,03	14,57	0,357	186634	1,18	41,05	0,202	83823	1,05	20	0,253	156476	1,11	25,92	0,264	129368	1,09	25,63
	ÇDR	0,219	130321	1,07	27,66	0,13	53084	1	1,72	0,096	40830	1,01	10,72	0,312	93155	1	2,19	0,124	44089	1	8,95	0,176	72296	1,02	10,25
	Lasso	0,315	173247	1,1	38,87	0,077	29928	1	5,57	0,091	36397	1,01	9,37	0,259	77434	1	3,34	0,175	63887	1	15,6	0,183	76179	1,02	14,55
	Ridge	0,215	132872	1,07	28,38	0,06	26938	1,01	6,42	0,054	20028	1	5,22	0,192	56851	1	2,25	0,071	25980	1,01	7,18	0,118	52534	1,02	9,89
	ElasticNET	0,212	133766	1,07	27,88	0,082	35477	1	5	0,037	13473	1	3,6	0,223	67129	1	4,33	0,061	23519	1,01	6,74	0,123	54673	1,02	9,51
	KNN	0,216	131875	1,07	28,09	0,085	37500	1,01	9,17	0,085	32500	1,01	8,34	0,22	65000	1	2,48	0,067	24375	1	5,9	0,135	58250	1,02	10,8
	DVR	0,221	137500	1,07	27,57	0,102	45000	1,01	9,17	0,078	32010	1,01	8,21	0,263	77500	1	4,21	0,092	31051	1,01	8,59	0,151	64612	1,02	11,55
	LGBM	0,23	142000	1,07	27,57	0,085	37500	1,01	9,17	0,082	32500	1,01	8,34	0,362	107000	1	4,21	0,137	45625	1,01	8,64	0,179	72925	1,02	11,59
	RF	0,246	138975	1,08	29,88	0,092	40175	1,01	7,08	0,055	22425	1	5,68	0,199	59050	1	0,36	0,045	17262	1	5,43	0,127	55577	1,02	9,69
	CatBoost	0,212	133642	1,07	28,61	0,076	34140	1,01	8,28	0,047	16873	1	4,49	0,204	60935	1	1,54	0,067	22642	1	8,44	0,121	53646	1,02	10,27
	XGBoost	0,244	147256	1,08	32,44	0,08	35855	1,01	8	0,05	21114	1	5,25	0,195	57972	1	0,01	0,068	26327	1	9,15	0,127	57705	1,02	10,97
	AdaBoost	0,317	175000	1,1	39,47	0,083	37500	1,01	9,17	0,08	32500	1,01	8,34	0,215	65000	1	6,15	0,131	49375	1,01	8,62	0,165	71875	1,03	14,35
	YSA	0,259	160884	1,09	34,13	0,13	55377	1	5,25	0,087	36568	1,01	9,48	0,225	66107	1	5,34	0,063	23298	1,01	6,4	0,153	68447	1,02	12,12
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,051	26299	1,01	5,22	0,02	7626	1	2,06	0,086	31267	1,01	8,04	0,093	27770	1	9,18	0,061	21037	1	6,05	0,062	22800	1	6,11

	MARS	0,114	59593	1	1,79	0,031	13777	1	3,18	0,086	32500	1,01	8,34	0,109	32608	1	10,56	0,125	48136	1,01	12,12	0,093	37323	1	7,2
	AdaBoost	0,199	117500	1,06	24,32	0,083	37500	1,01	9,17	0,04	15833	1	4,05	0,175	52500	1	2,95	0,073	26250	1,01	8,53	0,114	49917	1,02	9,8
	XGBoost	0,202	127827	1,07	26,8	0,026	11149	1	2,64	0,022	8226	1	2,15	0,181	53241	1	3,51	0,056	22131	1,01	9,31	0,097	44515	1,02	8,88
	RF	0,203	128375	1,07	27,11	0,077	34225	1,01	8,3	0,045	17567	1	4,52	0,249	73625	1	3,58	0,049	19358	1,01	8,98	0,125	54630	1,02	10,5
	YSA	0,196	117870	1,06	24,37	0,114	49460	1,01	6,98	0,041	17334	1	4,27	0,176	52239	1	0,76	0,044	17407	1	7,16	0,114	50862	1,01	8,71
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
4 oda (42)	MARS	0,128	82917	1	12,57	0,251	310843	1,07	17,16	0,237	141375	1,05	17,6	0,169	118150	1,02	16,23	0,202	188210	1,03	20,64	0,197	168299	1,03	16,84
	ÇDR	0,034	9684	1,01	3,5	0,04	13085	1,01	4,11	0,055	21530	1,01	6,05	0,016	6241	1	5,45	0,065	25782	1	6,54	0,042	15264	1,01	5,13
	Lasso	0,01	3849	1	1,63	0,061	20151	1,01	6,27	0,021	8841	1	1,51	0,017	6417	1	3,23	0,074	27290	1,01	7,8	0,037	13310	1	4,09
	Ridge	0,016	5242	1	4,58	0,063	21034	1	5,36	0,081	35201	1,02	8,67	0,022	7828	1	4,12	0,05	19892	1	7,34	0,046	17839	1	6,01
	ElasticNET	0,019	6885	1	4,94	0,082	29372	0,99	12,33	0,082	30265	1,02	8,2	0,023	9105	1	7,67	0,074	35886	1,01	7,39	0,056	22303	1	8,11
	KNN	0,108	32312	1,02	10,66	0,062	18042	1,01	7,54	0,147	58875	1,04	14,26	0,055	18125	1	8,4	0,085	38800	1,03	11,06	0,091	33231	1,02	10,38
	DVR	0,245	68250	1,04	18,68	0,315	89923	1,08	25,54	0,298	130249	1,11	32,12	0,181	58375	1,04	17,81	0,237	82874	1,08	23,63	0,255	85934	1,07	23,56
	LGBM	0,252	70015	1,04	18,68	0,343	101647	1,1	27,81	0,3	132257	1,11	32,12	0,179	55191	1,04	17,81	0,258	96500	1,1	26,48	0,266	91122	1,08	24,58
	RF	0,094	26061	1,02	9,8	0,082	26734	1,01	7,51	0,155	64879	1,05	13,84	0,059	20489	1,01	9,35	0,147	56610	1,04	13,81	0,107	38955	1,03	10,86
	CatBoost	0,062	17204	1,01	8,74	0,131	41032	1,02	11,9	0,135	54982	1,05	13,53	0,016	6156	1	3,3	0,146	56546	1,04	15,22	0,098	35184	1,02	10,54
	XGBoost	0,024	7643	1	3,55	0,057	20360	1	12,51	0,084	37653	1,02	8	0,021	8188	1	4,66	0,06	28991	1,02	6,34	0,049	20567	1,01	7,01
	AdaBoost	0,091	23875	1,02	17,08	0,035	10125	1,01	3,73	0,108	50625	1,03	8,05	0,062	21500	1,01	6,09	0,212	84900	1,03	20,67	0,102	38205	1,02	11,12
	YSA	0,077	24117	1,01	8,5	0,149	46610	1,04	17,49	0,291	146427	1,08	24,79	0,075	29883	1,01	6,37	0,199	77018	1,07	20,5	0,158	64811	1,04	15,53
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,014	4637	1	2,03	0,034	10160	1,01	3,38	0,028	10540	1	3,19	0,016	6064	1	4,59	0,049	18467	1	9,31	0,028	9974	1	4,5
	MARS	0,019	6534	1	1,46	0,045	15019	1,01	4,89	0,028	10540	1	3,19	0,017	6120	1	3,35	0,055	23107	1	7,4	0,033	12264	1	4,06
	AdaBoost	0,011	3875	1	2,11	0,018	5292	1	2,68	0,058	28250	1	5,93	0,007	2750	1	1,91	0,046	17400	1	5,14	0,028	11513	1	3,55
	XGBoost	0,017	6192	1	3,19	0,021	7025	1	2,02	0,047	18783	1,01	5,08	0,014	5213	1	4,07	0,056	23951	1,01	8,22	0,031	12233	1	4,52
	RF	0,021	7028	1	3,6	0,039	12349	1,01	3,9	0,05	23180	1,01	4,07	0,011	4227	1	2,44	0,056	24861	1,01	6,54	0,035	14329	1,01	4,11
	YSA	0,013	4754	1	2,56	0,04	12411	1,01	4	0,031	11419	1,01	3,57	0,013	5058	1	4,26	0,046	21272	1,01	6,39	0,029	10983	1,01	4,16
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
5 oda (54)	MARS	0,206	56999	1,04	18,73	0,437	136541	1,07	23,64	0,186	79818	1,04	20,12	0,132	44290	1,02	14,63	0,205	77096	1,01	20,54	0,233	78949	1,04	19,53
	ÇDR	0,07	46165	1,01	6,95	0,104	105067	0,99	12,57	0,11	60770	1,02	12,12	0,17	126452	1,03	15,73	0,082	83299	1,01	8,39	0,107	84351	1,01	11,15
	Lasso	0,03	19631	1	4,5	0,067	66889	1	6,75	0,061	35886	1	6,63	0,054	37461	1	5,36	0,041	35368	1	4,1	0,051	39047	1	5,47
	Ridge	0,045	27781	1	4,88	0,054	52215	0,99	5,34	0,05	29445	1	5,02	0,065	46152	1	7,79	0,051	45783	1,01	5,43	0,053	40275	1	5,69
	ElasticNET	0,056	33954	1	6,14	0,051	51867	1,01	5,13	0,062	35890	1	8,7	0,076	54912	1	7,14	0,077	74076	1,02	9,23	0,064	50140	1,01	7,27
	KNN	0,11	67409	1	9,74	0,149	186636	1,04	13,32	0,093	53121	1,02	6,6	0,117	105955	1,04	12,16	0,146	152021	1,03	11,67	0,123	113028	1,03	10,7
	DVR	0,299	175830	1,02	9,56	0,244	303544	1,07	17,17	0,349	192301	1,05	16,06	0,198	154126	1,07	19,05	0,177	183050	1,03	11,6	0,253	201770	1,05	14,69
	LGBM	0,134	86293	1,01	13,92	0,22	271329	1,07	22,36	0,177	115606	1,05	18,34	0,192	150377	1,06	19,3	0,124	136180	1,03	12,07	0,169	151957	1,04	17,2
	RF	0,125	75775	1	7,59	0,157	196412	1,04	10,63	0,141	74293	1,03	16	0,097	69543	1,01	9,07	0,099	104633	1,02	9,64	0,124	104131	1,02	10,59
	CatBoost	0,072	44184	1,01	6,98	0,109	143460	1,04	11,61	0,091	50785	1,02	9,78	0,047	38708	1,01	7,39	0,063	66036	1,02	6,59	0,076	68635	1,02	8,47
	XGBoost	0,06	36366	1	7	0,086	108889	1,03	8,62	0,064	34916	1,01	6,39	0,055	39943	1,01	5,88	0,064	68259	1,02	7,36	0,066	57675	1,01	7,05
	AdaBoost	0,071	44818	1	10,51	0,133	157864	1,02	10,95	0,177	105455	1,02	20,6	0,124	121727	1,05	21,06	0,07	74300	1,02	7,56	0,115	100833	1,02	14,14
	YSA	0,128	85276	1,02	13,42	0,288	350296	1,08	22,01	0,117	74094	1,03	11,54	0,141	138722	1,06	22,55	0,231	227917	1,03	15,08	0,181	175261	1,04	16,92
	Meta Modeller																								

ElasticNET	0,041	25207	***1***	***4,2***	0,053	**55444**	***0,99***	***5,3***	**0,044**	26845	***1***	***4,14***	0,043	28189	***1***	***4,18***	0,05	44527	***1,01***	***5,23***	0,046	36042	***1***	***4,61***
MARS	**0,031**	19372	***1***	***3,23***	**0,051**	56216	***0,99***	***5,1***	0,049	27812	***1,01***	***4,96***	0,049	35262	***1***	***4,9***	0,039	34092	***1***	***3,82***	0,044	34551	***1***	***4,4***
AdaBoost	0,039	23939	***1***	***3,67***	0,06	79649	***1,02***	***5,82***	0,055	32455	***1,01***	***5,47***	**0,028**	20139	***1***	***3,13***	0,032	29055	***1***	***4,12***	0,043	37047	***1,01***	***4,44***
XGBoost	0,036	22210	***1***	***4,86***	0,066	87031	***1,02***	***6,88***	0,057	32677	***1,01***	***5,94***	0,032	23410	***1***	***5,8***	0,039	35317	***1,01***	***4,22***	0,046	40129	***1,01***	***5,54***
RF	0,038	22939	***1***	***3,8***	0,063	88745	***1,03***	***7,13***	0,06	33997	***1,01***	***6,37***	0,029	**19680**	***1,01***	***4,19***	0,038	38624	***1,01***	***4,68***	0,046	40797	***1,01***	***5,23***
YSA	0,032	**19260**	***1***	***3,69***	0,052	57029	***1***	***5,35***	0,044	**26176**	***1,01***	***4,45***	0,041	28141	***1***	***4,09***	**0,032**	**28071**	***1***	***4,01***	**0,04**	**31735**	***1***	***4,32***

Çizelge 4.24'de görülmekte olduğu üzere Çubuk ilçesi 6 farklı veri kümesinden oluşmaktadır. 46 adet gözlemden oluşan 1 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 5,1'lik MAPE ve 19.583 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında YSA hariç tüm öncül modellerim hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymakla birlikte AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 4'lük MAPE ve 15.102 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

36 adet gözlemden oluşan 2 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 3,4'lük MAPE ve 29.731 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin hiçbirisi öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymamaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 3,4'lük MAPE ve 30.776 (TL) MAE değeri ile meta modeller içinde en iyi tahmin performansını sergilese de öncül model olan Ridge'den daha iyi bir sonuç ortaya koyamamaktadır. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

184 adet gözlemden oluşan 3 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 10,3'lük MAPE ve 53.113 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 8,9'luk MAPE ve 44.156 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

12 adet gözlemden oluşan 3 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 11,8'lik MAPE ve 52.534 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul

değerleme açısında sadece MARS hariç tüm öncül modellerinin hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında RF hariç meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,2'lik MAPE ve 22.800 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

42 adet gözlemden oluşan 4 oda kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 3,7'lik MAPE ve 13.310 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. ElasticNet ile gerçekleştirilen meta model % 2,8'lik MAPE ve 9.974 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

54 adet gözlemden oluşan 5 oda kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 5,1'lik MAPE ve 39.047 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 4'lük MAPE ve 31.735 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

Çizelge 4.25. Çubuk ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü

Veri Kümesi	**Model**	**< %5**	**< %10**	**< %15**	**> %15**
1 oda (46)	ADA	0,76	0,87	0,93	0,07
2 oda (36)	YSA	0,83	0,97	0,97	0,03
3 oda - 1.k (184)	YSA	0,53	0,71	0,84	0,16
3 oda - 2.k (12)	Elastic	0,5	0,83	0,92	0,08
4 oda (42)	Elastic	0,86	0,95	1	0

5 oda (54)	YSA	0,76	0,93	0,96	0,04

Çizelge 4.24'de yer alan tüm metriklere ek olarak Çizelge 4.25'te görülmekte olduğu üzere en iyi sonuçların elde edildiği meta modellere ait yüzdelik dilimlerde mutlak hata oranların verilmektedir. Bu çerçevede 1 oda (46) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 76'si, % 5'ten daha az, % 87'si, % 10'dan daha az, % 93'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece %7'si, %15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda (36) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 83'ü, % 5'ten daha az, % 97'si, % 10'dan daha az, % 97'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 3'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 1.k (184) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 53'ü, % 5'ten daha az, % 71'i, % 10'dan daha az, % 84'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 16'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda - 2.k (12) veri kümesi için meta model ElastincNet'in tahminlerinin % 50'si, % 5'ten daha az, % 83'ü, % 10'dan daha az, % 92'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 8'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda veri kümesi için meta model ElastincNet'in tahminlerinin % 86'sı, % 5'ten daha az, % 95'i, % 10'dan daha az, % 100'ü, % 15'ten daha az hata mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda (54) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 76'sı, % 5'ten daha az, % 93'ü, % 10'dan daha az, % 96'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 4'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. Tüm bu sonuçlar neticesin de her iki çizelge sonuçlarına göre geliştirilen model mimarisinin tüm veri setleri kapsamında yüksek tahmin gücüne sahip olduğunu söylemek yanlış olmayacaktır

Çizelge 4.26. Çubuk ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

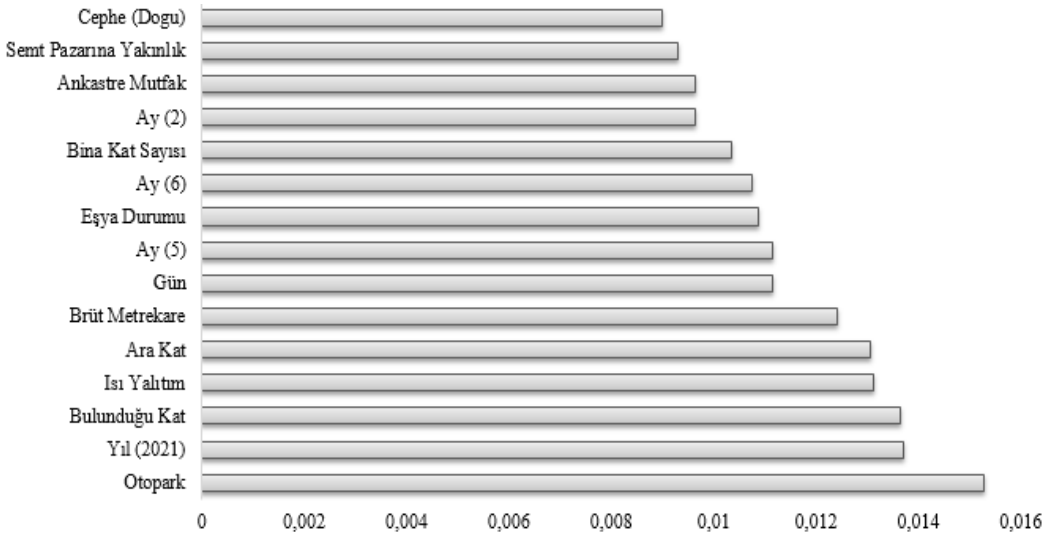
		MARS	**ÇDR**	**Lasso**	**Ridge**	**ElasticNet**	**KNN**	**DVR**	**LGBM**	**RF**	**CatBoost**	**XGBoost**	**AdaBoost**	**YSA**
1 Oda (46)	**MAPE**	7	6	2	1	3	10	11	12	8	5	4	9	13
	MAE	7	6	2	1	3	10	11	12	8	5	4	9	13
	Ortalama	***7***	***6***	***2***	***1***	***3***	***10***	***11***	***12***	***8***	***5***	***4***	***9***	***13***
2 oda (36)	**MAPE**	7	2	3,5	1	3,5	8,5	12	13	8,5	6	5	10	11
	MAE	7	2	3,5	1	3,5	8,5	12	13	8,5	6	5	10	11
	Ortalama	***7***	***2***	***3,5***	***1***	***3,5***	***8,5***	***12***	***13***	***8,5***	***6***	***5***	***10***	***11***
3 oda – 1. Küme (184)	**MAPE**	10	4	1	3	9	5	11	12	8	2	7	13	6
	MAE	11	5	4	2	6	10	13	7	8	3	1	9	12
	Ortalama	***10,5***	***4,5***	***2,5***	***2,5***	***7,5***	***7,5***	***12***	***9,5***	***8***	***2,5***	***4***	***11***	***9***
3 oda – 2. Küme (12)	**MAPE**	13	10	12	1	3	6	7	11	4	2	5	9	8
	MAE	13	10	12	1	3	6	7	11	4	2	5	9	8
	Ortalama	***13***	***10***	***12***	***1***	***3***	***6***	***7***	***11***	***4***	***2***	***5***	***9***	***8***
4 oda (42)	**MAPE**	11	2	1	3	5	6	12	13	9	7	4	8	10
	MAE	13	2	1	3	5	6	11	12	9	7	4	8	10

	Ortalama	***12***	***2***	***1***	***3***	***5***	***6***	***11,5***	***12,5***	***9***	***7***	***4***	***8***	***10***
5 oda (54)	**MAPE**	12	6	1	2	3	8	13	10	9	5	4	7	11
	MAE	6	7	1	2	3	10	13	11	9	5	4	8	12
	Ortalama	***9***	***6,5***	***1***	***2***	***3***	***9***	***13***	***10,5***	***9***	***5***	***4***	***7,5***	***12***
Genel Ortalama		***9,75***	***5,17***	***3,67***	***<u>1,75</u>***	***4,17***	***7,83***	***11,08***	***11,42***	***7,75***	***4,58***	***4,33***	***9,08***	***10,5***

Çizelge 4.27. Çubuk ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		ElasticNet	**MARS**	**AdaBoost**	**XGBoost**	**RF**	**YSA**
1 Oda (46)	**MAPE**	1	2	4	5	6	3
	MAE	4	3	1	5	6	2
	Ortalama	***2,5***	***2,5***	***2,5***	***5***	***6***	***2,5***
2 oda (36)	**MAPE**	2	3	4	5	6	1
	MAE	1	2	5	4	6	3
	Ortalama	***1,5***	***2,5***	***4,5***	***4,5***	***6***	***2***
3 oda – 1. Küme (184)	**MAPE**	3	5	2	4	6	1
	MAE	6	4	2	5	3	1
	Ortalama	***4,5***	***4,5***	***2***	***4,5***	***4,5***	***1***
3 oda – 2. Küme (12)	**MAPE**	1	2	4	3	6	5
	MAE	1	2	4	3	6	5
	Ortalama	***1***	***2***	***4***	***3***	***6***	***5***
4 oda (42)	**MAPE**	1	5	2	4	6	3
	MAE	1	5	3	4	6	2
	Ortalama	***1***	***5***	***2,5***	***4***	***6***	***2,5***
5 oda (54)	**MAPE**	4	3	2	5	6	1
	MAE	3	2	4	5	6	1
	Ortalama	***3,5***	***2,5***	***3***	***5***	***6***	***1***
Genel Ortalama		***<u>2,33</u>***	***3,17***	***3,08***	***4,33***	***5,75***	***2,33***

Çubuk ilçesi kapsamında genel model performansları Çizelge 4.26 ve Çizelge 4.27'de gösterilmektedir. Bu çizelgelerden görülebileceği üzere öncül modeller içerisinde tüm veri seti kapsamında en iyi model 1,75 ortalama sıralama puanı ile Ridge olurken meta modeller açısından ise 2,33 ortalama sıralama puanı ile ElastickNet ve YSA aynı değerler ile en iyi performans gösteren modeller olmuştur. Her ne kadar her bir veri seti kapsamında farkı modeller daha iyi sonuçlar sergilemiş olsalar da eğer Çubuk ilçesi kapsamında tek bir öncül model veya tek bir meta model seçilmesi gerekir ise bu modellerin seçilmesi uygun olacaktır.



Şekil 4.6. Çubuk ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler

Şekil 4.6'da Çubuk ilçesi kapsamında oluşturulan tüm veri kümeleri ve tüm öncül modeller için özellik seçimi sonrasında en çok kullanılan ilk 15 değişkene ait kullanım oranları sunulmaktadır. Burada oluşturulan sıralama modelleme esnasında özellik seçim aşamasında en çok seçilen özelliklere göre yapılan bir sıralama ile elde edilmiştir. Bu neticede Şekil 4.6'da da görülmekte olduğu üzere Otopar değişkeni modellerin oluşturulmasında en çok seçilen özellik iken sırasıyla Yıl (2021), Bulunduğu Kat ve Isı Yalıtımı gibi özellikler bu özelliklerin hemen ardından gelmektedir. Ayrıca burada da diğer ilçelerde olduğu gibi Ay (5), Ay (6), Ay (2) ve Yıl (2021) gibi zaman değişkenlerinin varlığı tahmin edilebileceği gibi çok dalgalı olan bir periyot kapsamında zaman kavramının önemini ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.28. Etimesgut ilçesine ait tüm model sonuçları

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 Oda – 1. Küme (43)	MARS	0,095	78746	***1,02***	***8,99***	0,227	173965	1,12	21,74	0,204	194674	1,03	20,38	0,147	116877	1,03	***14,46***	0,095	99596	***1,01***	***9,52***	0,154	132772	1,04	15,02
	ÇDR	0,098	77519	***1,01***	***11,37***	0,101	123597	1,04	***9,71***	0,07	71722	***1,01***	***7,07***	0,091	99171	***1***	***8,16***	0,106	100702	***1***	***9,55***	0,093	94542	***1,01***	***9,17***
	Lasso	0,08	68329	***1,01***	***6,92***	0,089	106140	1,04	***8,95***	0,083	79893	***1,01***	***7,94***	0,092	83294	***1,01***	16,51	0,065	59600	***1,01***	***9,64***	0,082	79451	***1,02***	***9,99***
	Ridge	**0,073**	**61132**	***1***	***10,31***	**0,077**	**64731**	***1***	***11,88***	0,054	51744	***1,01***	***6,66***	0,074	58967	***1,02***	***6,12***	**0,034**	**30702**	***1***	***4,03***	**0,062**	**53455**	***1,01***	***7,8***
	ElasticNET	0,109	97819	***1,01***	***12,67***	0,117	136772	1,03	16,22	0,061	52710	***1,01***	***6,11***	0,09	75429	***1,01***	***11,88***	0,054	52838	***1,01***	***6,79***	0,086	83114	***1,01***	***10,73***
	KNN	0,26	178167	1,05	19,63	0,29	244111	1,17	28,73	0,19	172167	1,03	19,13	0,156	182889	***1,01***	***11,85***	0,183	164449	***1,02***	***13,78***	0,216	188357	1,06	18,62
	DVR	0,175	133694	***1,03***	***10,33***	0,409	331140	1,25	41,47	0,127	122023	***1,02***	***12,57***	0,259	322745	1,08	***24,93***	0,123	126143	***1,02***	***12,21***	0,219	207149	1,08	20,3
	LGBM	0,314	231536	1,04	***14,36***	0,497	363118	1,27	45,22	0,176	151157	***1,03***	***13,22***	0,291	312222	1,12	32,74	0,138	130484	***1,02***	***12,21***	0,283	237703	1,1	23,55
	RF	0,179	125087	1,04	***14,78***	0,318	244580	1,18	31,21	0,097	92690	***1,02***	***10,58***	0,15	151958	1,06	16,11	0,143	136329	***1,02***	***12,69***	0,177	150129	1,06	17,07
	CatBoost	0,127	93874	1,03	***13,17***	0,22	189381	1,12	22,58	**0,046**	**43807**	***1,01***	***5,07***	0,125	97331	1,05	***12,14***	0,124	116249	***1,02***	***10,43***	0,128	108128	1,05	***12,68***
	XGBoost	0,154	106331	1,04	16,18	0,111	114302	1,05	17,49	0,087	83945	***1,01***	***8,95***	0,055	63403	***1,01***	***4,96***	0,122	129266	***1,02***	***12,91***	0,106	99449	1,03	***12,1***
	AdaBoost	0,185	121206	1,03	16,38	0,13	105889	1,07	***13,61***	0,059	50361	***1,01***	***6,1***	**0,04**	**37556**	***1***	***5,92***	0,351	331250	1,05	32,55	0,153	129252	1,03	***14,91***
	YSA	0,1	86856	***1,01***	***11,16***	0,146	175533	1,05	15,14	0,126	122561	***1,02***	***12,8***	0,26	328002	1,05	22	0,266	262677	1,04	28,79	0,18	195126	1,03	17,98
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,055	44316	***1***	***7,48***	**0,06**	47636	***0,99***	***11,96***	0,048	47803	***1,01***	***4,61***	0,057	**42145**	***1,01***	***5,68***	0,028	25800	***1***	***5,65***	0,05	41540	***1***	***7,08***
	MARS	0,061	50390	***1***	***7,3***	0,068	66628	***0,99***	***6,88***	0,041	37972	***1***	***3,78***	0,061	46972	***1,01***	***5,72***	**0,026**	**25056**	***1***	***5,45***	0,051	45404	***1***	***5,83***
	AdaBoost	**0,049**	**38778**	***1***	***8,64***	0,073	**38188**	***1,04***	***6,99***	0,031	29926	***1***	***4,48***	0,057	52906	***1***	***7,09***	0,039	41000	***1***	***5,21***	**0,05**	**40160**	***1,01***	***6,48***
	XGBoost	0,059	50034	***1***	***8,31***	0,088	74536	***1,05***	***8,82***	**0,031**	**28855**	***1***	***3,39***	**0,053**	55196	***0,99***	***7,8***	0,045	44232	***1***	***9,85***	0,055	50571	***1,01***	***7,63***
	RF	0,05	44499	***1,01***	***4,85***	0,128	93638	***1,07***	***12,31***	0,036	34919	***1,01***	***3,98***	0,083	76854	***1,01***	***8,74***	0,039	37409	***1***	***9,85***	0,067	57464	***1,02***	***7,95***
	YSA	0,059	53621	***1,01***	***6,51***	0,069	74882	***1,02***	***10,78***	0,053	51866	***1,01***	***5,73***	0,061	42446	***1,02***	***6,19***	0,03	28407	***1***	***7,56***	0,054	50244	***1,01***	***7,35***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 Oda – 2. Küme (28)	MARS	0,061	31660	***0,98***	***9,26***	0,13	58179	1,04	16,12	0,074	46952	***1***	***12,52***	0,07	38684	***1,01***	***6,95***	0,036	12808	***1,01***	***4,7***	0,074	37657	***1,01***	***9,91***
	ÇDR	0,059	24232	***1,02***	***10,15***	0,101	43425	***1***	***8,77***	0,093	51644	***1,01***	***8,1***	0,034	21892	***1,01***	***2,26***	0,043	17941	***1***	***4,21***	0,066	31827	***1,01***	***6,7***
	Lasso	**0,016**	**6909**	***1***	***2,09***	0,052	25390	***1,01***	***7,94***	**0,027**	**15156**	***1***	***2,9***	0,05	27478	***1***	***7,44***	**0,029**	**12195**	***1,01***	***3,1***	0,035	17426	***1***	***4,69***
	Ridge	0,026	10932	***0,99***	***2,66***	**0,034**	**14637**	***1,01***	***4,38***	0,038	16487	***1,01***	***3,76***	**0,013**	**7241**	***1***	***1,98***	0,032	20328	***0,98***	***3,18***	**0,029**	**13925**	***1***	***3,19***
	ElasticNET	0,063	17927	***0,99***	***6,77***	0,073	30175	***1,01***	***7,65***	0,032	17234	***1***	***3,76***	0,03	14344	***1***	***5,46***	0,056	34366	***0,98***	***7,77***	0,051	22809	***1***	***6,28***
	KNN	0,286	78889	1,1	24,74	0,146	79083	1,05	15,22	0,08	37958	***1,02***	***8,99***	0,073	31417	***1,01***	***6,33***	0,087	39542	***1,02***	***6,81***	0,134	53378	1,04	***12,42***
	DVR	0,509	202500	1,27	40,89	0,299	156667	1,15	25,12	0,341	161764	1,16	38,27	0,354	165337	1,2	40,07	0,29	151625	1,17	29,13	0,359	167579	1,19	34,7
	LGBM	0,697	234826	1,27	40,89	0,427	186008	1,15	25,12	0,426	221538	1,2	49,64	0,477	214000	1,23	54,8	0,434	186521	1,17	29,13	0,492	208579	1,2	39,92
	RF	0,265	75331	1,1	22,49	0,135	73870	1,05	12,61	0,067	25047	***1,03***	***6,72***	0,096	40930	***1,02***	***11,25***	0,089	35158	***1,03***	***8,38***	0,13	50067	1,05	***12,29***
	CatBoost	0,12	44927	***1,03***	***11,79***	0,112	68387	1,04	***12,27***	0,074	32772	***1,03***	***7,38***	0,058	29454	***1,02***	***6,07***	0,03	17581	***1,01***	***4,62***	0,079	38624	***1,03***	***8,43***
	XGBoost	0,089	28495	***1,02***	***11,07***	0,123	66737	1,05	***11,59***	0,056	20442	***1,02***	***5,56***	0,036	17483	***1***	***5,82***	0,036	15941	***1***	***4,97***	0,068	29820	***1,02***	***7,8***
	AdaBoost	0,165	60833	1,06	17,42	0,192	92583	1,06	19,98	0,1	40800	***1,03***	***8,78***	0,131	66467	***1,01***	16,27	0,169	72850	1,02	17,65	0,151	66707	1,04	16,02
	YSA	0,501	176905	1,22	39,88	0,136	90501	1,07	10,08	0,215	136824	1,08	20,11	0,315	148718	1,12	24,81	0,196	119224	1,1	21,82	0,273	134434	1,12	23,34
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,033	12230	***0,99***	***2,76***	**0,019**	**9260**	***1,01***	***1,73***	0,035	12482	***1,01***	***3,59***	0,019	8975	***1***	***2,38***	0,024	17636	***0,99***	***2,89***	0,026	12117	***1***	***2,67***
	MARS	0,023	9837	***0,99***	***2,35***	0,041	17736	***1,01***	***4,57***	0,044	20531	***1,02***	***4,06***	0,017	8958	***1***	***2,14***	0,035	22356	***0,98***	***3,47***	0,032	15884	***1***	***3,32***

	AdaBoost	0,026	9739	*1*	*3,41*	0,087	44333	*1,02*	*8,66*	0,033	20500	*1*	*6,28*	**0,012**	**7667**	*1*	*0,81*	0,03	16812	*1,01*	*3,35*	0,038	19810	*1,01*	*4,5*
	XGBoost	0,018	9357	*1*	*1,62*	0,077	38748	*1,02*	*7,81*	0,018	9879	*1,01*	*1,62*	0,022	10909	*1*	*3,1*	0,009	3876	*1*	*0,95*	0,029	14554	*1,01*	*3,02*
	RF	0,022	9407	*1*	*1,38*	0,094	42418	*1,03*	*10,1*	**0,017**	**8128**	*1*	*1,69*	0,022	9707	*1*	*2,61*	**0,003**	**1372**	*1*	*0,37*	0,032	14206	*1,01*	*3,23*
	YSA	**0,007**	**3229**	*1*	*0,58*	0,022	9385	*1,01*	*2,02*	0,031	12289	*1,01*	*3,23*	0,024	12877	*1*	*3*	0,024	14076	*0,99*	*2,16*	**0,022**	**10371**	*1*	*2,2*
1 Oda – 3. Küme (63)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,066	32104	*1,01*	*6,59*	0,07	40265	*1*	*6,85*	0,067	37988	*1,01*	*9,27*	0,089	56925	*1,01*	*7,69*	0,059	40665	*1*	*6,36*	0,07	41589	*1,01*	*7,35*
	ÇDR	**0,033**	**16993**	*1*	*6,35*	**0,035**	**21059**	*1*	*3,52*	0,041	21011	*1*	*4,24*	0,053	34743	*1*	*5,32*	0,05	30427	*1*	*6,09*	**0,042**	**24847**	*1*	*5,1*
	Lasso	0,043	21549	*1*	*5,14*	0,038	23401	*1*	*7,22*	**0,036**	**18687**	*1*	*3,53*	0,056	37111	*1*	*5,96*	**0,042**	**24764**	*1,01*	*4,15*	0,043	25102	*1*	*5,2*
	Ridge	0,048	23882	*1,01*	*5,02*	0,044	25575	*1*	*4,43*	0,058	29234	*1,01*	*6,6*	**0,044**	**30611**	*1*	*4,78*	0,051	34176	*1*	*5,94*	0,049	28696	*1*	*5,35*
	ElasticNET	0,067	32605	*1,01*	*6,7*	0,067	38576	*1*	*9,32*	0,063	29803	*1,01*	*6*	0,072	45539	*1*	*7,53*	0,048	29774	*1,01*	*4,66*	0,063	35259	*1,01*	*6,84*
	KNN	0,085	42346	*1,01*	*8,12*	0,111	57474	*1,02*	*12,14*	0,075	44084	*1,01*	*8,37*	0,061	41054	*1,01*	*6,04*	0,077	56108	*1,01*	*7,83*	0,082	48213	*1,01*	*8,5*
	DVR	0,157	77053	*1,02*	*13,51*	0,152	85807	1,04	16,88	0,148	71535	*1,03*	*10,33*	0,092	60414	*1,01*	*8,76*	0,1	71582	*1,02*	*8,79*	0,13	73278	*1,02*	*11,65*
	LGBM	0,119	61716	*1,02*	*11,95*	0,127	73250	1,03	*14,98*	0,107	54602	*1,02*	*17,8*	0,102	69232	*1,01*	*10,04*	0,111	76620	1,03	*11,08*	0,113	67084	*1,02*	*13,17*
	RF	0,076	36086	*1,01*	*7,36*	0,084	44675	*1,02*	*7,82*	0,057	32932	*1,01*	*5,93*	0,061	40684	*1,01*	*6,05*	0,065	44311	*1,01*	*7,36*	0,069	39738	*1,01*	*6,9*
	CatBoost	0,056	27667	*1,01*	*6,54*	0,069	33707	*1,02*	*9,18*	0,056	30320	*1,01*	*6,27*	0,046	31235	*1,01*	*4,49*	0,052	32324	*1,01*	*4,06*	0,056	31051	*1,01*	*6,11*
	XGBoost	0,064	31230	*1,01*	*7,27*	0,045	25361	*1*	*4,4*	0,05	27077	*1,01*	*5,37*	0,057	37748	*1,01*	*5,88*	0,052	37621	*1,01*	*6,68*	0,054	31807	*1,01*	*5,92*
	AdaBoost	0,056	29077	*1*	*7,31*	0,125	67143	*1,02*	*13,51*	0,05	30590	*1,01*	*8,01*	0,063	42346	*1*	*6,87*	0,063	44239	*1,01*	*6,24*	0,071	42679	*1,01*	*8,39*
	YSA	0,13	70602	*1,02*	*14,54*	0,094	55839	*1,02*	*10,61*	0,068	34828	*1,01*	*8,26*	0,086	59066	*1,01*	*8,09*	0,093	64184	*1,01*	*7,69*	0,094	56904	*1,01*	*9,84*
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,031	14195	*1,01*	*3,06*	0,031	18557	*1*	*4,08*	0,035	17356	*1*	*3,55*	**0,039**	**25803**	*1*	*4,04*	0,029	16771	*1*	*3,97*	0,033	18536	*1*	*3,74*
	MARS	**0,024**	**10687**	*1,01*	*2,35*	**0,029**	**16487**	*1*	*5,28*	0,031	15220	*1*	*4,52*	0,046	29754	*1*	*4,71*	0,028	16876	*1*	*3,61*	0,032	17805	*1*	*4,09*
	AdaBoost	0,029	13231	*1*	*4,23*	0,034	17865	*1,01*	*4,15*	**0,022**	11385	*1*	*3,44*	0,042	28379	*1*	*4,39*	0,033	21773	*1*	*3,26*	0,032	18527	*1*	*3,89*
	XGBoost	0,025	11223	*1*	*2,49*	0,036	21342	*1*	*5,81*	0,023	**10782**	*1*	*2,3*	0,044	27624	*1*	*4,57*	0,035	23092	*1*	*3,48*	0,033	18813	*1*	*3,73*
	RF	0,034	15950	*1*	*4,4*	0,043	22516	*1,01*	*6,32*	0,023	10843	*1*	*2,57*	0,044	29095	*1*	*4,27*	0,032	21520	*1*	*3,9*	0,035	19985	*1*	*4,29*
	YSA	0,028	13607	*1,01*	*2,89*	0,031	18984	*1*	*4,12*	0,024	10964	*1*	*4,95*	0,043	28443	*1*	*4,34*	**0,021**	**11896**	*1*	*2,07*	**0,029**	**16779**	*1*	*3,67*
1 Oda – 4. Küme (171)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,067	33199	*1*	*7,52*	0,068	44836	*1,01*	*8,87*	0,094	53063	*1,01*	*9,52*	0,069	39026	*1,01*	*7,29*	0,117	97381	*1*	*12,14*	0,083	53501	*1,01*	*9,07*
	ÇDR	0,094	46826	*1,01*	*10,13*	0,098	71699	*1,02*	*9,92*	0,103	57054	*1,02*	*10,17*	0,108	61035	*1,01*	*11,1*	0,114	93914	*1*	*12,02*	0,103	66106	*1,01*	*10,67*
	Lasso	0,06	30059	*1*	*7,44*	0,094	61775	*1,01*	*9,35*	0,081	43689	*1,01*	*8,29*	0,068	37075	*1*	*6,82*	0,121	95554	*1*	*10,8*	0,085	53630	*1*	*8,54*
	Ridge	0,076	37009	*1*	*8,82*	0,062	36804	*1,01*	*6,11*	**0,075**	**40171**	*1,01*	*8,35*	0,066	36115	*1,01*	*6,65*	**0,086**	**61620**	*1*	*8,68*	0,073	**42344**	*1,01*	*7,72*
	ElasticNET	0,074	35972	*1*	*8,14*	0,1	70137	*1,03*	*9,6*	0,115	62750	*1,01*	*11,42*	0,095	51582	*1,01*	*8,86*	0,118	102706	*1,02*	*11,95*	0,1	64629	*1,01*	*9,99*
	KNN	0,059	32610	*1*	*5,94*	0,106	80294	*1,03*	*9,79*	0,102	60838	*1,02*	*12,96*	0,088	50706	*1*	*9,06*	0,157	135450	*1,02*	19,33	0,102	71980	*1,01*	*11,42*
	DVR	0,209	103251	*1,03*	*10,8*	0,156	116809	1,06	15,75	0,221	130203	1,08	19,82	0,122	64724	*1,02*	*11,4*	0,285	270612	1,07	20,56	0,199	137120	1,05	15,67
	LGBM	0,071	35392	*1,01*	*8,09*	0,082	59513	*1,02*	*8,31*	0,104	57273	*1,02*	*10,91*	0,063	34533	*1,01*	*7,86*	0,123	99304	*1,03*	*12,41*	0,089	57203	*1,02*	*9,52*
	RF	0,072	34767	*1,01*	*7,72*	0,078	58112	*1,02*	*8,01*	0,092	48961	*1,02*	*9,29*	0,075	40409	*1,01*	*6,96*	0,13	113441	*1,03*	*13,03*	0,089	59138	*1,02*	*9*
	CatBoost	0,065	31649	*1,01*	*7,19*	0,057	43666	*1,02*	*5,96*	0,076	43157	*1,02*	*7,71*	0,058	**31368**	*1,01*	*7,08*	0,106	90812	*1,02*	*10,58*	0,072	48130	*1,02*	*7,7*
	XGBoost	**0,056**	**28053**	*1*	*6,98*	**0,046**	**36033**	*1,01*	*4,87*	0,081	43497	*1,01*	*9,83*	**0,057**	31418	*1,01*	*6,61*	0,11	89994	*1,02*	*12,67*	**0,07**	45799	*1,01*	*8,19*
	AdaBoost	0,077	37463	*1,01*	*9,35*	0,056	41413	*1,01*	*6,55*	0,078	42241	*1,01*	*8,27*	0,077	42334	*1,01*	*8,18*	0,128	111151	*1,03*	*13,1*	0,083	54920	*1,01*	*9,09*
	YSA	0,081	39388	*1*	*8,1*	0,112	81372	*1,02*	*10,25*	0,12	71280	*1,02*	*12,61*	0,107	58547	*1*	*10,4*	0,162	152735	1,04	*14,28*	0,116	80664	*1,02*	*11,13*
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,056	27583	*1*	*6,13*	0,045	29491	*1,01*	*4,99*	0,072	40535	*1,01*	*7,11*	0,053	28956	*1*	*5,25*	0,077	58558	*1*	*7,68*	0,061	37025	*1*	*6,23*

	MARS	0,044	21396	*1*	*6,31*	**0,043**	**27855**	*1*	*4,64*	0,074	41474	*1,01*	*7,93*	0,053	29728	*1,01*	*4,83*	**0,064**	**48606**	*1,01*	*6,78*	**0,056**	**33812**	*1,01*	*6,1*
	AdaBoost	0,04	19122	*1*	*6,64*	0,046	33886	*1,01*	*4,74*	0,073	40216	*1,01*	*7,81*	**0,045**	**24666**	*1*	*4,64*	0,076	62807	*1,01*	*7,85*	0,056	36139	*1,01*	*6,34*
	XGBoost	0,04	19897	*1*	*4,81*	0,047	33700	*1,01*	*5,15*	0,071	38048	*1,01*	*7,09*	0,051	27750	*1*	*4,8*	0,073	57810	*1*	*7,51*	0,056	35441	*1*	*5,87*
	RF	**0,039**	**18994**	*1*	*4,76*	0,046	34401	*1,01*	*5,27*	0,076	41876	*1,01*	*8,32*	0,05	27739	*1,01*	*4,8*	0,077	61835	*1,01*	*7,98*	0,058	36969	*1,01*	*6,23*
	YSA	0,048	22621	*1*	*6,55*	0,047	34055	*1,01*	*4,77*	**0,069**	**37950**	*1,01*	*6,9*	0,052	27772	*1,01*	*5,19*	0,083	65464	*1,01*	*8,33*	0,06	37572	*1,01*	*6,35*
1 Oda – 5. Küme (49)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,371	142528	1,13	39,48	0,073	66948	*1,01*	*9,95*	0,116	116535	*1,02*	*11,34*	0,117	74010	*0,98*	*11,76*	0,05	44789	*1*	*4,53*	0,145	88962	1,03	15,41
	ÇDR	0,167	60191	1,06	18,84	0,053	48171	*1,01*	*7,71*	0,061	56037	*0,99*	*5,98*	0,041	30361	*1,01*	*5,97*	0,049	43805	*1*	*7,52*	0,074	47713	*1,01*	*9,2*
	Lasso	0,379	150087	1,08	25,24	0,051	40027	*1,01*	*7,91*	0,048	43549	*1,01*	*6,7*	0,037	27078	*1*	*4*	0,054	52714	*1,01*	*5,39*	0,114	62691	*1,02*	*9,85*
	Ridge	**0,09**	**44028**	*1,01*	*9,01*	**0,04**	**35530**	*1,01*	*4,42*	**0,039**	**36550**	*1*	*3,84*	**0,034**	**21518**	*1,01*	*3,73*	**0,024**	**17677**	*1*	*2,28*	**0,045**	**31061**	*1,01*	*4,66*
	ElasticNET	0,113	68923	*0,99*	*12,92*	0,069	54596	*1,01*	*9,9*	0,072	70967	*1,01*	*8,41*	0,053	36150	*1*	*5,4*	0,031	24284	*1*	*2,81*	0,068	50984	*1*	*7,89*
	KNN	0,442	146800	1,13	36,95	0,076	74587	*1,02*	*8,02*	0,106	96120	*1,02*	*10,35*	0,034	22833	*1,01*	*3,99*	0,036	35611	*1,01*	*3,68*	0,139	75190	1,04	*12,6*
	DVR	0,781	253876	1,22	42,94	0,284	229896	1,1	26,41	0,254	237958	1,09	23,32	0,157	91430	1,05	15,75	0,14	131065	1,05	*12,77*	0,323	188845	1,1	24,24
	LGBM	0,853	283662	1,21	43,2	0,281	236600	1,11	26,82	0,264	250908	1,09	23,34	0,175	102200	1,05	17,67	0,151	138638	1,05	*14,46*	0,345	202402	1,1	25,1
	RF	0,555	175091	1,18	42,31	0,089	77389	*1,03*	*7,44*	0,115	110923	1,05	13,78	0,079	51306	*1,02*	*8,12*	0,055	52360	*1,02*	*5,46*	0,179	93414	1,06	15,42
	CatBoost	0,552	161177	1,2	43,56	0,057	54367	*1,02*	*5,67*	0,092	101962	1,04	*10,1*	0,085	53018	*1,02*	*8,84*	0,047	53043	*1,02*	*4,8*	0,167	84713	1,06	14,59
	XGBoost	0,37	145341	1,09	30,39	0,059	63177	*1*	*6,2*	0,077	82098	*1,02*	*7,48*	0,049	36238	*1*	*4,59*	0,027	23915	*1*	*2,36*	0,116	70154	*1,02*	*10,2*
	AdaBoost	0,61	171593	1,23	59,24	0,064	63900	*1,03*	*7,8*	0,132	147152	1,04	15,56	0,1	63067	*1,02*	*10,26*	0,061	57300	*1,02*	*6,09*	0,193	100602	1,07	19,79
	YSA	0,433	155946	1,21	46,07	0,183	175693	1,07	18,29	0,22	217332	1,07	24,83	0,222	155082	1,05	23,59	0,127	116886	*1,02*	*9,78*	0,237	164188	1,08	24,51
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,094	46262	*1*	*9,25*	0,032	27127	*1,01*	*3,23*	0,025	24702	*1*	*2,33*	0,032	25606	*1*	*2,32*	0,011	8842	*1*	*1,13*	0,039	26508	*1*	*3,65*
	MARS	**0,091**	**44995**	*1*	*9,25*	0,028	23959	*1*	*3,33*	0,03	26502	*1*	*3,14*	0,031	24004	*1*	*2,69*	0,013	11665	*1*	*1,16*	0,039	26225	*1*	*3,91*
	AdaBoost	0,236	70500	1,1	23,6	**0,019**	**15933**	*1,01*	*1,99*	**0,022**	**20038**	*1*	*2,45*	0,041	25500	*1,01*	*4,22*	**0,009**	**7333**	*1*	*0,91*	0,065	27861	*1,02*	*6,63*
	XGBoost	0,234	69417	1,1	23,83	0,033	28909	*1,01*	*3,38*	0,037	35435	*1*	*5,52*	0,023	16716	*1*	*2,4*	0,02	16972	*1*	*2,36*	0,069	33490	*1,02*	*7,5*
	RF	0,269	79129	1,11	27,77	0,032	31094	*1,01*	*3,65*	0,028	31670	*1,01*	*2,59*	0,031	22179	*1*	*2,72*	0,011	11192	*1*	*1,09*	0,074	35053	*1,03*	*7,56*
	YSA	0,099	47856	*1,01*	*8,36*	0,031	28835	*1,01*	*3,15*	0,023	22048	*1*	*2,75*	**0,02**	**13236**	*1*	*2,22*	0,019	16022	*1*	*2,83*	**0,038**	**25599**	*1*	*3,86*
1 Oda – 6. Küme (465)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,118	64811	1,03	*11,69*	0,099	79402	*1,02*	*9,74*	0,118	85122	*1,03*	*11,9*	0,074	51898	*1,01*	*7,49*	0,095	72499	*1,01*	*9,87*	0,101	70746	*1,02*	*10,14*
	ÇDR	0,101	56884	*1,02*	*10,15*	0,097	79670	*1,02*	*9,6*	0,113	82613	*1,03*	*11,31*	0,083	59141	*1,01*	*8,18*	0,103	78750	*1,01*	*10,65*	0,099	71412	*1,02*	*9,98*
	Lasso	0,105	57221	*1,02*	*10,64*	0,086	69985	*1,02*	*8,44*	0,107	77041	*1,02*	*10,64*	0,072	49553	*1,01*	*7,2*	0,093	71537	*1,01*	*9,35*	0,093	65067	*1,02*	*9,25*
	Ridge	0,104	56973	*1,02*	*10,61*	0,085	**68763**	*1,01*	*8,27*	0,111	78589	*1,03*	*10,96*	0,076	52168	*1,01*	*7,58*	0,09	65646	*1,01*	*8,32*	0,093	64428	*1,02*	*9,15*
	ElasticNET	0,104	55603	*1,02*	*10,56*	0,093	74247	*1,01*	*9,35*	0,121	84358	*1,02*	*12,12*	0,067	47053	*1*	*6,93*	0,091	68358	*1,01*	*8,66*	0,095	65924	*1,01*	*9,52*
	KNN	0,129	74860	*1,03*	*12,59*	0,123	103276	*1,03*	*12,38*	0,141	98688	1,04	*13,85*	0,098	69642	*1,01*	*9,97*	0,122	97833	*1,03*	*13,27*	0,123	88860	*1,03*	*12,41*
	DVR	0,166	91127	*1,03*	*12,96*	0,166	151764	1,06	17,16	0,193	134766	1,07	17,79	0,111	79810	*1,02*	*11,32*	0,19	159439	1,06	19,29	0,165	123381	1,05	15,7
	LGBM	0,083	43505	*1,02*	*8,45*	0,099	83130	*1,02*	*9,94*	0,107	81624	*1,03*	*11,13*	0,067	46717	*1*	*7,05*	0,094	72430	*1,01*	*9,41*	0,09	65481	*1,02*	*9,2*
	RF	0,092	48948	*1,02*	*8,95*	0,11	91962	*1,03*	*10,75*	0,112	80119	1,04	*10,62*	0,067	46939	*1,01*	*7,52*	0,093	72943	*1,02*	*9,11*	0,095	68182	*1,02*	*9,39*
	CatBoost	0,074	38981	*1,02*	*7,45*	0,083	69814	*1,02*	*8,76*	0,098	73595	*1,03*	*9,87*	**0,05**	**34461**	*1*	*5,04*	0,076	59666	*1,01*	*8,08*	0,076	55303	*1,02*	*7,84*
	XGBoost	**0,074**	**38645**	*1,02*	*7,42*	**0,082**	70307	*1,02*	*8,22*	**0,095**	**68450**	*1,03*	*9,7*	0,052	36136	*1*	*6,2*	**0,074**	**57832**	*1,01*	*7,38*	**0,075**	**54274**	*1,02*	*7,78*
	AdaBoost	0,083	44637	*1,02*	*8,37*	0,107	88071	*1,02*	*10,76*	0,104	76152	1,04	*10,36*	0,068	48207	*1,01*	*8,02*	0,098	74535	*1,02*	*10,27*	0,092	66320	*1,02*	*9,56*
	YSA	0,099	54555	*1,02*	*9,86*	0,114	91469	*1,03*	*11,22*	0,128	92971	1,03	*12,68*	0,081	54957	*1*	*8,12*	0,09	72066	*1,02*	*9,05*	0,102	73204	*1,02*	*10,19*
	Meta Modeller																								

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 1. Küme (197)	MARS	0,12	55463	***1,01***	***11,32***	0,097	55551	***1***	***9,75***	0,095	54823	***1,02***	***11,04***	0,08	38854	***1,01***	***8,79***	0,082	62476	***1,02***	***6,7***	0,095	53433	***1,01***	***9,52***
	ÇDR	**0,083**	**40312**	***1***	***8,04***	0,067	37977	***1***	***6,69***	0,101	58369	***1,01***	***9,31***	0,068	32993	***1***	***7,34***	0,092	64856	***1,02***	***8,97***	0,082	46901	***1,01***	***8,07***
	Lasso	0,101	51993	***1***	***9,8***	0,081	46407	***1***	***8,08***	0,086	52418	***1,01***	***9,34***	0,072	34784	***1,01***	***7,05***	0,092	64594	***1,03***	***8,95***	0,086	50039	***1,01***	***8,64***
	Ridge	0,105	53738	***1***	***10,08***	0,063	**35846**	***1,01***	***6,21***	0,072	45681	***1,02***	***6,97***	0,076	36005	***1,01***	***7,72***	**0,07**	**54205**	***1,02***	***7,05***	0,077	45095	***1,01***	***7,61***
	ElasticNET	0,147	65224	***1,02***	***11,43***	0,085	49153	***1,01***	***8,53***	0,086	54992	***1,01***	***9,77***	0,072	34600	***1,01***	***6,98***	0,088	66575	***1,03***	***9,2***	0,096	54109	***1,02***	***9,18***
	KNN	0,117	54600	***1,02***	***12,6***	0,087	51310	***1,01***	***9,02***	0,093	53107	***1,01***	***9,36***	0,072	34792	***1,01***	***7,13***	0,096	74660	***1,03***	***10,32***	0,093	53694	***1,02***	***9,69***
	DVR	0,174	77485	***1,03***	***12,37***	0,126	77142	***1,02***	***9,72***	0,161	95966	1,05	***14,6***	0,129	58650	***1,01***	***9,65***	0,182	136949	1,05	15,38	0,154	89238	***1,03***	***12,34***
	LGBM	0,106	48515	***1,01***	***10,12***	0,102	59154	***1,01***	***10,08***	0,073	43106	***1,01***	***7,48***	0,083	40640	***1,01***	***8,09***	0,109	82576	1,03	***13,12***	0,095	54798	***1,01***	***9,78***
	RF	0,128	59414	***1,01***	***11,24***	0,075	43407	***1,01***	***7,81***	0,075	46417	***1,02***	***7,42***	0,085	39805	***1,01***	***7,82***	0,093	74460	***1,03***	***9,02***	0,091	52701	***1,02***	***8,66***
	CatBoost	0,095	44157	***1,01***	***9,03***	**0,062**	36515	***1,01***	***5,88***	**0,058**	**38726**	***1,02***	***6,02***	**0,062**	**29757**	***1,01***	***5,63***	0,071	60698	***1,03***	***7,31***	**0,07**	**41971**	***1,02***	***6,77***
	XGBoost	0,103	50542	***1***	***10,5***	0,076	44970	***1***	***7,56***	0,088	47339	***1,02***	***8,47***	0,066	32571	***1,01***	***6,75***	0,106	79596	***1,03***	***11,07***	0,088	51004	***1,01***	***8,87***
	AdaBoost	0,115	51905	***1,01***	***10,61***	0,076	44478	***1***	***8,8***	0,071	46231	***1,02***	***7,26***	0,085	40310	***1,01***	***8,24***	0,101	78016	***1,03***	***8,64***	0,09	52188	***1,01***	***8,71***
	YSA	0,107	49720	***1,01***	***10,26***	0,079	45637	***1***	***7,97***	0,093	54948	***1,02***	***11,22***	0,086	40479	***1,01***	***7,78***	0,101	75051	***1,02***	***7,83***	0,093	53167	***1,01***	***9,01***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,09	45714	***1***	***7,93***	0,07	39082	***1***	***6,33***	0,091	51741	***1,01***	***8,86***	0,062	30272	***1***	***6,17***	0,081	61192	***1,03***	***8,44***	0,079	45600	***1,01***	***7,55***
	MARS	0,083	37411	***1,01***	***7,19***	0,064	35325	***1,01***	***6,23***	0,072	40241	***1,01***	***6,87***	0,055	26599	***1,01***	***5,47***	0,073	57681	***1,03***	***7,17***	0,069	39451	***1,01***	***6,59***
	AdaBoost	0,085	**37364**	***1,01***	***7,63***	0,048	26685	***1,01***	***4,78***	0,067	40753	***1,01***	***7,6***	0,055	26356	***1,01***	***5,58***	0,077	62533	***1,03***	***8,45***	0,066	38738	***1,01***	***6,81***
	XGBoost	0,083	38418	***1,01***	***8,02***	0,057	32398	***1***	***5,7***	0,074	43597	***1,01***	***7,73***	0,055	27036	***1***	***5,35***	0,071	59047	***1,03***	***6,97***	0,068	40099	***1,01***	***6,75***
	RF	0,086	38755	***1,01***	***7,92***	0,054	31709	***1***	***5,77***	0,071	44018	***1,01***	***7,8***	0,054	25828	***1,01***	***5,11***	0,072	60227	***1,03***	***7,87***	0,067	40107	***1,01***	***6,89***
	YSA	**0,078**	39332	***1***	***7,65***	**0,046**	**25429**	***1,01***	***4,61***	**0,064**	**38977**	***1,02***	***6,6***	**0,052**	**25279**	***1***	***5,25***	**0,066**	**53382**	***1,03***	***7,48***	**0,061**	**36480**	***1,01***	***6,32***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 2. Küme (97)	MARS	0,123	133236	***1***	***11,31***	0,114	196143	***1,02***	***11,61***	0,128	138108	***1,01***	***11,78***	0,177	166512	1,06	17,94	0,085	138159	***1,01***	***8,72***	0,125	154432	***1,02***	***12,27***
	ÇDR	0,086	100506	***1***	***8,23***	0,16	280834	***1,02***	16,57	0,151	187478	1,03	15,15	0,212	190767	1,08	21,4	0,173	308477	***1,01***	19,25	0,156	213612	1,03	16,12
	Lasso	**0,016**	**18555**	***1***	***1,58***	**0,043**	**71123**	***1***	***5,36***	0,043	57948	***1,01***	***5,84***	**0,055**	**81835**	***1,02***	***6,41***	**0,059**	**95810**	***1***	***6,1***	**0,043**	**65054**	***1,01***	***5,06***
	Ridge	0,031	35569	***1***	***2,4***	0,048	83297	***1***	***4,99***	0,059	71509	***1,01***	***7,46***	0,08	91392	***1,01***	***9,01***	0,064	103868	***1***	***6,21***	0,056	77127	***1***	***6,01***
	ElasticNET	0,041	48435	***1***	***3,96***	0,111	187735	***1,02***	***14,17***	0,089	111391	***1,01***	***11,49***	0,114	123651	***1,02***	***11,67***	0,08	133397	***1***	***7,51***	0,087	120922	***1,01***	***9,76***
	KNN	0,13	145737	***1***	***8,37***	0,134	230211	***1,01***	***13,55***	0,109	129526	***1,02***	***12,1***	0,206	169500	1,08	22,27	0,075	135381	***1,02***	***8,49***	0,131	162071	***1,03***	***12,96***
	DVR	0,234	226454	***1,03***	***12,94***	0,259	466725	1,06	22,21	0,254	273671	1,05	15,28	0,251	200061	1,09	21,36	0,261	453527	1,04	15,18	0,252	324088	1,05	17,39
	LGBM	0,037	43944	***1***	***3,68***	0,105	184149	***1,01***	***11,32***	0,115	138009	***1,03***	***10,83***	0,119	137118	1,03	***14,47***	0,071	133628	***1,01***	***7,18***	0,089	127370	***1,02***	***9,5***
	RF	0,101	106707	***1,01***	***8,21***	0,105	199245	1,03	***12,73***	0,076	94848	***1,01***	***6,6***	0,221	171228	1,1	20,81	0,085	146424	***1,02***	***8,22***	0,118	143690	***1,03***	***11,31***
	CatBoost	0,049	54713	***1***	***6,14***	0,093	171926	***1,02***	***11,64***	0,033	46245	***1,01***	***6,17***	0,165	119011	1,08	16,43	0,066	116970	***1,01***	***6,48***	0,081	101773	***1,02***	***9,37***
	XGBoost	0,035	37623	***1***	***3,54***	0,115	194348	***1,01***	***11,91***	**0,031**	**37725**	***1***	***6,33***	0,141	107744	1,07	***14,27***	0,059	111833	***1,01***	***5,61***	0,076	97855	***1,02***	***8,33***
	AdaBoost	0,08	87939	***1,01***	***8,05***	0,108	195675	***1,02***	***11,25***	0,038	53921	***1,01***	***6,33***	0,205	169914	1,1	22,46	0,094	154619	***1,02***	***8,75***	0,105	132414	***1,03***	***11,37***
	YSA	0,126	126577	***1,02***	***10,69***	0,171	324933	1,04	20,67	0,209	260392	1,05	20,96	0,199	165327	1,08	18,93	0,43	749330	1,05	21,16	0,227	325312	1,05	18,48

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 3. Küme (628)	**Meta Modeller**																								
	ElasticNET	0,033	37709	*1*	*1,99*	0,044	74487	*1*	*4,42*	0,052	63397	*1,01*	*6,59*	0,068	85561	*1,01*	*6,71*	0,054	88303	*1*	*5,45*	0,05	69891	*1*	*5,03*
	MARS	0,021	23381	*1*	*2,51*	0,044	74487	*1*	*4,42*	0,043	56642	*1,01*	*5,14*	0,064	85566	*1,01*	*6,39*	0,045	74989	*1*	*5*	0,043	63013	*1*	*4,69*
	AdaBoost	0,021	25357	*1*	*2,18*	0,039	70362	*1,01*	*3,82*	**0,025**	**29300**	*1*	*7,5*	0,09	**69489**	*1,03*	*9,07*	0,053	85689	*1*	*6,02*	0,046	**56039**	*1,01*	*5,72*
	XGBoost	0,026	29080	*1*	*2,57*	0,049	91741	*1,01*	*5,21*	0,031	44761	*1,01*	*5,29*	0,107	99090	*1,04*	*10,69*	0,054	91031	*1*	*6,1*	0,053	71141	*1,01*	*5,97*
	RF	0,025	29045	*1*	*2,49*	0,046	83864	*1,01*	*5,55*	0,034	41910	*1,01*	*6,99*	0,109	99055	*1,04*	*11,18*	**0,043**	**72825**	*1*	*4,5*	0,051	65340	*1,01*	*6,14*
	YSA	**0,016**	**18535**	*1*	*1,64*	**0,04**	**65274**	*1*	*4,37*	0,042	55117	*1,01*	*6*	**0,06**	79788	*1,01*	*6,71*	0,046	74549	*1*	*4,53*	**0,041**	58653	*1*	*4,65*
	MARS	0,115	99218	*1,01*	*11,51*	0,119	140042	*1,01*	*12,01*	0,155	169318	*1,02*	15,55	0,111	103384	*1,01*	*11,82*	0,118	152262	*1,02*	*11,91*	0,124	132845	*1,01*	*12,56*
	ÇDR	0,1	85737	*1,01*	*9,91*	0,138	154557	*1,01*	*13,68*	0,179	211125	1,06	17,93	0,096	94871	*1,01*	*9,48*	0,111	143049	*1,01*	*10,99*	0,125	137868	*1,02*	*12,4*
	Lasso	0,118	96784	*1*	*11,5*	0,135	154495	*1,02*	*12,57*	0,129	142369	*1,02*	*13,09*	0,109	102530	*1*	*11,22*	0,121	152550	*1,02*	*12,9*	0,122	129746	*1,01*	*12,26*
	Ridge	0,115	101014	*1*	*11,55*	0,14	154173	*1,02*	*13,53*	0,141	151314	1,03	*14,09*	0,102	96307	*1,01*	*11,3*	0,125	153746	*1,03*	*12,28*	0,125	131311	*1,02*	*12,55*
	ElasticNET	0,134	114929	*1,01*	*13,19*	0,131	146029	*1,02*	*12,2*	0,138	150862	*1,02*	*13,88*	0,111	107557	*1,01*	*12,24*	0,131	158248	*1,03*	*13,16*	0,129	135525	*1,02*	*12,93*
	KNN	0,179	144630	1,05	16,84	0,144	178618	*1,02*	*15*	0,163	166212	1,05	16,1	0,142	139482	1,03	*14,14*	0,136	181943	*1,03*	*13,61*	0,153	162177	1,04	15,14
	DVR	0,257	199059	1,05	17,31	0,232	304557	1,09	23,39	0,255	262108	1,1	23,11	0,197	170162	1,07	17,72	0,26	375227	1,08	25,63	0,24	262223	1,08	21,43
	LGBM	0,09	77348	*1,02*	*8,91*	0,104	117787	*1,01*	*10,24*	0,108	116597	1,04	10,67	0,087	80655	*1,02*	*8,92*	0,123	148562	*1,02*	*12,27*	0,102	108190	*1,02*	*10,2*
	RF	0,12	93616	*1,03*	*10,8*	0,114	129956	*1,02*	*11,97*	0,14	142243	1,05	13,3	0,098	89734	*1,02*	*10,29*	0,13	168038	*1,03*	*12,55*	0,12	124717	*1,03*	*11,78*
	CatBoost	0,075	**61777**	*1,01*	*7,5*	**0,095**	**102497**	*1,01*	*9,33*	0,11	121360	*1,03*	*11,08*	0,081	76786	*1,01*	*9,53*	0,114	139876	*1,02*	*11,18*	0,095	100459	*1,02*	*9,72*
	XGBoost	**0,073**	63058	*1,01*	*7,42*	0,095	104362	*1,01*	*9,38*	**0,107**	**115416**	*1,03*	*10,69*	**0,079**	**74231**	*1,01*	*8,18*	**0,108**	**134534**	*1,02*	*10,96*	**0,092**	**98320**	*1,02*	*9,33*
	AdaBoost	0,092	71473	*1,02*	*9,06*	0,114	131018	*1,02*	*11,57*	0,13	136255	1,04	*12,85*	0,08	76255	*1,02*	*8,09*	0,164	199914	*1,03*	16,99	0,116	122983	*1,03*	*11,71*
	YSA	0,108	91897	*1,01*	*10,87*	0,131	159112	*1,03*	*13,48*	0,14	157006	*1,03*	*14,05*	0,105	109923	*1,02*	*10,64*	0,141	177621	*1,03*	*14,24*	0,125	139112	*1,02*	*12,66*
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,074	62657	*1,01*	*7,51*	0,099	109731	*1,01*	*9,13*	0,104	116123	*1,03*	*10,46*	0,073	69916	*1,01*	*8,1*	0,095	**119242**	*1,02*	*9,48*	0,089	95534	*1,02*	*8,94*
	MARS	0,073	61941	*1,01*	*7,23*	0,101	113928	*1,01*	*9,52*	0,107	116780	*1,03*	*10,71*	0,074	69208	*1,01*	*7,28*	0,105	134579	*1,02*	*10,88*	0,092	99287	*1,02*	*9,12*
	AdaBoost	0,079	65516	*1,01*	*7,98*	0,102	112282	*1,01*	*10,02*	0,106	120281	*1,03*	*11,63*	0,075	72137	*1,01*	*7,64*	0,098	123354	*1,02*	*9,61*	0,092	98714	*1,02*	*9,38*
	XGBoost	0,077	66124	*1,01*	*7,58*	0,105	117799	*1,01*	*11,65*	0,108	124635	*1,03*	*11,07*	0,074	72227	*1,01*	*7,77*	0,1	124563	*1,02*	*10,08*	0,093	101070	*1,02*	*9,63*
	RF	0,077	65488	*1,01*	*7,64*	0,103	114498	*1,01*	*9,89*	0,106	119670	*1,03*	*10,86*	0,073	70551	*1,01*	*7,95*	**0,09**5	119257	*1,02*	*9,52*	0,091	97893	*1,02*	*9,17*
	YSA	**0,07**	**59962**	*1,01*	*7,2*	**0,092**	**104060**	*1,01*	*9,19*	**0,102**	**115076**	*1,03*	*10,22*	**0,07**	**66766**	*1,01*	*7,71*	0,099	120836	*1,02*	*10,04*	**0,087**	**93340**	*1,02*	*8,87*
	MARS	0,146	57944	*1*	19,82	0,147	69645	*1,02*	*14*	0,159	83325	1,03	15,9	0,149	70237	1,03	15,57	0,129	76174	*1,03*	*12,89*	0,146	71465	*1,02*	15,64
	ÇDR	0,123	48129	*1,01*	15,47	0,165	79109	1,02	16,64	0,189	95635	1,05	19,5	0,147	75940	1,04	15,5	0,125	77488	*1,01*	*12,84*	0,15	75260	1,03	15,99
	Lasso	0,13	48944	*1,01*	*12,83*	0,15	67088	1,04	*14,24*	**0,138**	**69230**	1,03	*14,32*	0,144	65482	*1,01*	*14,31*	0,124	73720	*1,02*	*12,29*	0,137	64893	*1,02*	*13,6*
	Ridge	0,127	47651	*1,01*	*13,89*	0,136	61125	*1,03*	*12,94*	0,155	79691	1,03	15,63	0,131	61475	*1,02*	*13,12*	0,111	67168	*1,02*	*11,07*	0,132	63422	*1,02*	*13,33*
	ElasticNET	0,133	52362	*1*	15,26	0,168	75484	1,04	15,17	0,163	83194	1,05	16,36	0,147	72230	1,05	16,01	0,127	76215	*1,03*	*12,73*	0,148	71897	*1,03*	15,11
	KNN	0,123	45543	*1,01*	*12,03*	0,129	69523	1,04	*12,85*	0,184	92387	1,07	18,63	0,155	69456	1,05	15,52	0,132	80911	*1,02*	*12,73*	0,145	71564	1,04	*14,35*
	DVR	0,283	90485	1,06	21,38	0,252	137507	1,12	26,08	0,332	152537	1,16	33,56	0,262	112006	1,11	23,29	0,269	176945	1,1	24,79	0,28	133896	1,11	25,82
	LGBM	0,124	49283	*1,02*	*14,96*	0,126	61613	*1,03*	*12,16*	0,175	79386	1,05	18,52	0,155	73654	1,06	15,34	0,125	67735	1,03	*13,36*	0,141	66334	1,04	*14,87*
	RF	0,131	43972	*1,03*	*11,4*	0,117	58636	*1,03*	*11,66*	0,204	91373	1,08	19,55	0,158	75017	1,07	16,67	0,115	71231	1,03	*13,19*	0,145	68046	1,05	*14,49*
	CatBoost	0,089	33892	*1,01*	*8,9*	0,111	53273	*1,02*	*12,29*	0,153	77872	1,06	15,64	**0,121**	**58446**	1,05	*12,64*	0,093	55972	*1,02*	*10,32*	0,113	55891	*1,03*	*11,96*
	XGBoost	**0,088**	**31227**	*1,02*	*10,65*	**0,102**	**49393**	*1,02*	*11*	0,142	69241	1,04	*14,56*	0,131	64027	1,06	*13,4*	**0,084**	**51058**	*1,01*	*8,88*	**0,109**	**52989**	*1,03*	*11,7*
	AdaBoost	0,127	43960	*1,02*	*11,8*	0,111	55625	*1,03*	*11,15*	0,187	87145	1,07	18,35	0,17	85228	1,07	17,69	0,101	63352	*1,02*	*14,77*	0,139	67062	1,04	*14,75*

2 Oda – 4. Küme (395)

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 5. Küme (252)	YSA	0,127	47676	***1,01***	15,73	0,166	82015	1,04	16,39	0,181	92264	1,04	19,75	0,158	74396	1,04	15,98	0,141	92265	1,04	***12,18***	0,155	77723	***1,03***	16,01
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,097	35903	***1,02***	***9,83***	0,11	50904	***1,02***	***10,18***	**0,126**	**60301**	***1,03***	***12,72***	0,115	54634	***1,03***	***11,52***	0,096	58249	***1,01***	***9,21***	0,109	51998	***1,02***	***10,69***
	MARS	0,093	36391	***1,01***	***9,46***	0,12	59264	***1,03***	***11,53***	0,128	60849	1,04	***12,8***	0,113	58644	1,04	***11,73***	0,104	65697	***1,01***	***10,66***	0,112	56169	***1,03***	***11,24***
	AdaBoost	0,078	28758	***1,01***	***7,65***	0,107	49739	***1,02***	***10,51***	0,141	72573	1,05	***14,2***	0,113	59964	1,04	***11,53***	0,093	57436	***1,01***	***9,38***	0,106	53694	***1,03***	***10,65***
	XGBoost	0,086	32151	***1,01***	***8,61***	0,113	53985	***1,02***	***11,07***	0,13	68734	1,04	***13***	0,115	59529	1,04	***11,37***	0,095	58689	***1,01***	***9,48***	0,108	54618	***1,02***	***10,71***
	RF	0,088	32357	***1,01***	***8,58***	0,116	56593	***1,02***	***11,32***	0,131	68186	1,05	***13,17***	0,111	56705	1,04	***11,52***	0,09	55036	***1,02***	***9,01***	0,107	53775	***1,03***	***10,72***
	YSA	**0,082**	**29973**	***1,01***	***9,68***	**0,099**	**48686**	***1,02***	***10,7***	0,127	63214	1,04	***12,81***	**0,11**	**54842**	***1,03***	***11,44***	**0,083**	**50756**	***1,01***	***8,29***	**0,1**	**49494**	***1,02***	***10,58***
	MARS	0,133	70459	***1,01***	***12,01***	0,132	103248	1,03	***13,27***	0,177	148557	1,03	20,46	0,208	124157	***1***	19,75	0,175	186587	1,03	17,39	0,165	126602	***1,02***	16,58
	ÇDR	0,109	60760	***1,02***	***10,82***	0,126	115952	***0,99***	***12,59***	0,201	203415	1,05	22,07	0,127	84315	***1,02***	***13,94***	0,106	124542	***1,01***	***11,39***	0,134	117797	***1,02***	***14,16***
	Lasso	0,15	85537	***0,99***	22,58	0,141	100011	***1,03***	***14,14***	0,204	171111	1,06	22,86	0,14	81864	0,97	***14,45***	0,135	125173	***1,02***	***13,67***	0,154	112739	***1,01***	17,54
	Ridge	0,148	75204	***1***	15,69	0,105	**76589**	***1,02***	***10,15***	0,158	138046	1,03	17,93	0,146	79396	***0,99***	***14,24***	**0,082**	**89958**	***1,02***	***10,09***	0,128	91839	***1,01***	***13,6***2
	ElasticNET	0,172	82620	***0,99***	17,08	0,124	85837	***1,02***	***12,99***	0,179	156659	1,03	22,68	0,147	80532	***1***	***13,16***	0,143	145730	1,04	***14,53***	0,153	110276	***1,02***	16,09
	KNN	0,254	130445	1,03	15,29	0,201	167275	1,06	21,23	0,247	217380	1,05	25,36	0,202	119819	***1,02***	21,93	0,199	210221	1,05	20,09	0,221	169028	1,04	20,78
	DVR	0,382	160481	1,09	24,73	0,317	254161	1,2	31,65	0,39	352016	1,29	39,77	0,311	142107	1,11	27,27	0,31	426390	1,2	31,15	0,342	267031	1,18	30,91
	LGBM	0,121	61869	***1,01***	***11,7***	0,119	98692	1,04	***12,76***	0,127	103286	***1,02***	16,18	0,118	71077	***1,01***	***11,85***	0,132	162362	***1,03***	***12,91***	0,123	99457	***1,02***	***13,08***
	RF	0,163	84051	***1,02***	***14,49***	0,132	104632	1,06	***13,31***	0,184	158705	1,06	19,24	0,122	71667	***1,03***	***11,74***	0,146	175430	1,04	***14,46***	0,149	118897	1,04	***14,65***
	CatBoost	**0,083**	**42742**	***1,01***	***9,88***	0,101	82660	***1,03***	***10,25***	0,12	124120	1,04	16,94	0,087	54634	***1,01***	***9,44***	0,123	149728	1,03	***13,63***	0,103	90777	***1,02***	***12,03***
	XGBoost	0,097	50442	***1,01***	***11,85***	**0,097**	79755	1,04	***10,12***	**0,117**	**100408**	1,04	18,98	**0,086**	**52744**	***1,01***	***9,59***	0,12	143425	1,03	***12,58***	**0,103**	**85355**	***1,03***	***12,62***
	AdaBoost	0,134	78538	***1***	***14,78***	0,146	115129	1,07	15	0,185	159220	1,03	18,46	0,135	88375	***1,01***	16,61	0,145	167866	***1,02***	16,27	0,149	121826	***1,03***	16,22
	YSA	0,116	70781	***0,98***	***11,38***	0,136	104507	1,04	***13,56***	0,174	186578	1,06	15,6	0,131	80710	***1***	***12,72***	0,18	239240	1,06	17,14	0,147	136363	***1,03***	***14,08***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,11	56010	***1,01***	***9,33***	0,083	**59426**	***1,01***	***8,28***	0,135	112142	***1,02***	16,88	0,121	68582	***0,98***	***12,93***	0,089	99894	***1,02***	***8,87***	0,108	79211	***1,01***	***11,26***
	MARS	0,109	56380	***1,01***	***8,94***	0,085	69806	***1,02***	***8,52***	0,127	111630	1,03	18,52	0,101	59461	***1***	***11,46***	0,086	99274	***1,02***	***8,89***	0,102	79310	***1,02***	***11,27***
	AdaBoost	0,082	47028	***1***	***7,79***	0,081	73627	***1,01***	***8,51***	0,118	113183	1,03	17,54	**0,077**	52613	***1,01***	***10,52***	0,088	102539	***1,02***	***14,82***	**0,089**	77798	***1,01***	***11,84***
	XGBoost	0,085	44739	***1,01***	***8,51***	0,086	72646	***1,01***	***8,55***	0,119	109816	***1,02***	16,13	0,084	53949	***1,01***	***9,97***	**0,082**	**92567**	***1,02***	***8,27***	0,091	74743	***1,01***	***10,29***
	RF	0,084	45950	***1***	***9,37***	**0,082**	71355	***1,01***	***8,17***	0,12	113401	1,03	16,62	0,083	53846	***1,01***	***11,31***	0,086	98442	***1,02***	***9,36***	0,091	76599	***1,01***	***10,97***
	YSA	**0,077**	**38195**	***1,01***	***10,35***	0,083	60329	***1,02***	***8,91***	**0,114**	**96157**	1,03	19,05	0,084	**52592**	***1,01***	***10,81***	0,094	106468	***1,01***	***10,91***	0,09	**70748**	***1,02***	***12,01***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 Oda – 1. Küme (2885)	MARS	0,154	94543	***1,02***	16,2	0,131	109748	***1,03***	***12,99***	0,158	133409	1,04	16,14	0,145	97660	***1,01***	***14,61***	0,124	119505	***1,02***	***12,17***	0,142	110973	***1,02***	***14,42***
	ÇDR	0,138	88735	***1,03***	***14,53***	0,127	113026	***1,02***	***13,05***	0,151	130726	1,05	15,7	0,13	92450	***1,02***	***13,28***	0,126	127221	***1,02***	***12,55***	0,134	110432	***1,03***	***13,82***
	Lasso	0,169	104363	***1***	17,07	0,141	116664	***1,03***	***13,78***	0,173	147273	1,04	17,32	0,15	100581	***1,01***	***14,43***	0,146	138072	1,04	***14,67***	0,156	121391	***1,02***	15,45
	Ridge	0,172	104827	***0,99***	17,37	0,142	117239	***1,02***	***13,81***	0,17	148417	1,05	17,07	0,153	102313	***1,01***	15,04	0,144	138950	1,05	***14,27***	0,156	122349	***1,02***	15,51
	ElasticNET	0,169	104280	1	17,01	0,14	115846	1,03	***13,46***	0,171	143196	1,03	17,22	0,148	99179	***1,01***	***14,24***	0,143	135281	1,04	***14,24***	0,154	119556	***1,02***	15,23
	KNN	0,207	120893	1,03	19,09	0,156	133244	1,04	16,56	0,198	177318	1,08	20,49	0,15	101352	***1,02***	***14,81***	0,168	181138	1,04	15,97	0,176	142789	1,04	17,38
	DVR	0,361	190837	1,07	24,73	0,202	180665	1,08	20,14	0,338	275033	1,19	34,55	0,245	149151	1,06	20,96	0,234	264993	1,08	20,02	0,276	212136	1,1	24,08
	LGBM	0,095	56576	***1,02***	***9,54***	0,089	79142	***1,02***	***9,17***	0,117	107407	1,04	***12,14***	0,098	66160	***1,01***	***9,62***	0,103	102101	***1,01***	***10,35***	0,1	82277	***1,02***	***10,16***
	RF	0,13	73704	***1,03***	***12,2***	0,108	92369	***1,02***	***11,34***	0,14	120839	1,07	***14,67***	0,124	79984	***1,03***	***11,74***	0,113	112896	***1,03***	***11,28***	0,123	95958	1,04	12,25
	CatBoost	0,095	55938	***1,02***	***9,4***	0,091	79231	***1,02***	***9,47***	**0,108**	**98981**	1,04	***11,09***	0,099	66481	***1,02***	***9,89***	**0,096**	**93260**	***1,02***	***9,63***	0,098	78778	***1,02***	***9,9***
	XGBoost	**0,092**	**54560**	***1,02***	***9,21***	**0,087**	**76917**	***1,02***	***9,1***	0,11	100967	1,04	***11,5***	**0,094**	**63764**	***1,01***	***9,22***	0,096	97764	***1,02***	***9,65***	**0,096**	**78794**	***1,02***	***9,74***

	AdaBoost	0,122	67905	***1,03***	***12,02***	0,103	87491	***1,02***	***11,76***	0,137	117627	1,06	***13,69***	0,112	72368	***1,03***	***11,08***	0,109	108793	***1,02***	***10,93***	0,117	90837	***1,03***	***11,9***
	YSA	0,12	76539	***1,02***	***12,67***	0,115	105391	***1,02***	***11,78***	0,141	131440	1,05	***14,66***	0,117	86092	***1,02***	***11,76***	0,122	122358	***1,03***	***12,21***	0,123	104364	***1,03***	***12,62***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,092	55680	***1,01***	***9,38***	0,09	79882	***1,01***	***9,22***	**0,105**	**97085**	1,04	***10,82***	0,094	64172	***1,01***	***9,38***	0,096	95133	***1,01***	***9,46***	0,095	78390	***1,02***	***9,65***
	MARS	0,092	55558	***1,01***	***9,16***	0,089	79602	***1,01***	***9,44***	0,105	97016	1,04	***11,03***	0,096	66408	***1,01***	***9,61***	0,097	98133	***1,01***	***9,59***	0,096	79343	***1,02***	***9,77***
	AdaBoost	0,089	53513	***1,02***	***8,74***	0,093	82618	***1,01***	***10,02***	0,11	100978	1,04	***11,53***	0,095	64190	***1,01***	***9,44***	0,095	96123	***1,01***	***9,5***	0,096	79484	***1,02***	***9,85***
	XGBoost	0,089	53851	***1,02***	***8,8***	0,092	82346	***1,01***	***10,02***	0,108	100721	1,04	***11,13***	0,093	63604	***1,01***	***9,26***	0,096	96976	***1,01***	***9,54***	0,096	79500	***1,02***	***9,75***
	RF	0,09	53251	***1,01***	***8,77***	0,091	80742	***1,01***	***9,81***	0,107	99409	1,04	***10,96***	0,093	63025	***1,01***	***9,21***	0,095	96038	***1,01***	***9,46***	0,095	78493	***1,02***	***9,64***
	YSA	**0,087**	**53060**	***1,02***	***8,72***	**0,084**	**75713**	***1,02***	***9,18***	0,106	100350	1,04	***11,13***	**0,091**	**62911**	***1,01***	***9,08***	**0,092**	**93416**	***1,02***	***9,24***	**0,092**	**77090**	***1,02***	***9,47***
3 Oda – 2. Küme (246)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,089	117720	***1,01***	***8,89***	0,08	134059	***1,01***	***7,86***	0,071	146825	***1***	***7,34***	0,061	100707	***1***	***5,86***	0,101	216020	***1,01***	***9,22***	0,08	143066	***1,01***	***7,83***
	ÇDR	0,092	124301	***1,01***	***8,83***	0,103	173431	***1,02***	***9,8***	0,074	150008	***1***	***7,5***	0,071	115823	***1***	***7,4***	0,093	202381	***1,01***	***9,22***	0,087	153189	***1,01***	***8,55***
	Lasso	0,097	130146	***1,02***	***9,6***	0,091	147265	***1,02***	***8,96***	0,067	134358	***1***	***6,71***	0,066	106661	***1***	***6,31***	0,086	183380	***1,01***	***8,62***	0,081	140362	***1,01***	***8,04***
	Ridge	0,073	102488	***1***	***7,4***	0,087	139746	***1,01***	***8,95***	0,058	118203	***1***	***6,64***	0,067	107931	***1***	***6,49***	0,073	**153172**	***1***	***7,22***	0,072	124308	***1***	***7,34***
	ElasticNET	0,09	119536	***1,01***	***8,91***	0,089	149486	***1,02***	***8,6***	0,076	165763	***1,01***	***7,56***	0,081	128978	***1***	***7,15***	0,082	177485	***1,01***	***8,13***	0,084	148250	***1,01***	***8,07***
	KNN	0,115	148816	***1,01***	***10,56***	0,102	148854	***1,02***	***10,27***	0,088	189129	***1,02***	***9,66***	0,084	128918	***1***	***7,74***	0,119	269870	***1,01***	15,15	0,102	177117	***1,01***	***10,68***
	DVR	0,171	219854	***1,03***	***12,21***	0,125	213426	1,04	***12,28***	0,218	492178	1,07	25,3	0,101	160677	***1,01***	***8,3***	0,21	514657	1,04	16,89	0,165	320158	1,04	***15***
	LGBM	0,074	90734	***1,02***	***7,37***	0,077	124667	***1,02***	***7,59***	0,068	149276	***1,01***	***7,28***	0,068	109607	***1***	***6,88***	0,08	173522	***1***	***8,45***	0,073	129561	***1,01***	***7,51***
	RF	0,101	125790	***1,02***	***9,69***	0,105	161969	***1,03***	***10,16***	0,092	189837	***1,02***	***8,99***	0,06	93584	***1***	***5,91***	0,092	209749	***1,01***	***8,31***	0,09	156186	***1,02***	***8,61***
	CatBoost	0,073	85951	***1,02***	***7,25***	0,078	119179	***1,02***	***7,79***	0,062	129927	***1,01***	***7,29***	0,055	89054	***1***	***5,6***	0,071	156588	***1,01***	***7,1***	0,068	116140	***1,01***	***7,01***
	XGBoost	**0,063**	**85229**	***1,01***	***6,26***	**0,076**	**114965**	***1,02***	***7,97***	**0,036**	**77255**	***1,01***	***4,66***	0,054	85182	***1***	***5,73***	**0,07**	158305	***1,01***	***7,77***	**0,06**	**104187**	***1,01***	***6,48***
	AdaBoost	0,096	117717	***1,02***	***9,54***	0,1	173390	***1,02***	***10,34***	0,091	199970	***1,02***	***11,51***	**0,047**	**73212**	***1***	***4,84***	0,092	205534	***1,01***	***9,25***	0,085	153965	***1,01***	***9,1***
	YSA	0,083	112382	***1,01***	***8,25***	0,101	178782	***1,02***	***9,97***	0,152	351988	1,04	15,93	0,067	105630	***1***	***6,6***	0,154	364500	***1,02***	***10,98***	0,111	222656	***1,02***	***10,35***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,053	73766	***1***	***5,52***	0,066	100326	***1,01***	***6,7***	0,039	**79182**	***1***	***4,16***	0,053	85114	***1***	***5,01***	**0,057**	**124358**	***1,01***	***5,7***	0,054	92549	***1***	***5,42***
	MARS	0,055	72903	***1***	***5,45***	0,065	96076	***1,01***	***6,51***	0,042	80617	***1***	***6,46***	0,048	78334	***1***	***4,38***	0,059	128932	***1***	***5,94***	0,054	91372	***1***	***5,75***
	AdaBoost	**0,051**	69321	***1,01***	***5,06***	0,061	93071	***1,01***	***6,19***	0,041	90130	***1***	***4,32***	0,045	72146	***1***	***5,09***	0,063	136304	***1***	***6,09***	0,052	92194	***1***	***5,35***
	XGBoost	0,055	74072	***1,01***	***5,41***	0,063	99904	***1,01***	***6,43***	0,046	98195	***1,01***	***4,82***	0,051	82284	***1***	***5,49***	0,06	128859	***1***	***6,06***	0,055	96663	***1,01***	***5,64***
	RF	0,054	**66941**	***1,01***	***5,4***	0,061	93843	***1,02***	***6,14***	**0,039**	81802	***1***	***3,91***	**0,043**	**70642**	***1***	***4,38***	0,057	127463	***1***	***5,78***	**0,051**	**88138**	***1,01***	***5,12***
	YSA	0,054	71806	***1,01***	***5,42***	**0,06**	**92542**	***1,01***	***6,11***	0,04	80961	***1***	***4,65***	0,047	75203	***1***	***4,71***	0,057	125717	***1,01***	***6,05***	0,052	89246	***1,01***	***5,39***
3 Oda – 3. Küme (327)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,121	76854	***1,01***	***13,08***	0,096	72855	***1,01***	***9,52***	0,149	108547	***1,02***	16,59	0,117	75226	***1,02***	***11,63***	0,115	102551	***1,02***	***11,65***	0,12	87207	***1,02***	***12,49***
	ÇDR	0,126	83020	***1,02***	***13,17***	0,1	69643	***1,01***	***9,77***	0,162	119055	1,05	19,93	0,164	104117	1,04	15,37	0,119	99058	***1,01***	***11,95***	0,134	94979	***1,03***	***14,04***
	Lasso	0,112	70612	***1,01***	***11,9***	0,097	65639	***1,02***	***9,64***	0,141	102057	***1,02***	18,6	0,105	68420	***1,02***	***10,68***	0,106	93015	***1,02***	***10,61***	0,112	79949	***1,02***	***12,29***
	Ridge	0,108	67843	***1,01***	***11,17***	0,106	71560	***1,02***	***10,41***	0,128	93057	1,03	***14,88***	0,108	70997	***1,02***	***10,85***	0,106	91984	***1,02***	***10,54***	0,111	79088	***1,02***	***11,57***
	ElasticNET	0,127	79004	***1***	***12,7***	0,113	82048	***1,02***	***11***	0,128	94118	***1,02***	15,57	0,12	79211	***1,02***	***11,54***	0,105	95618	***1,02***	***10,61***	0,119	86000	***1,02***	***12,28***
	KNN	0,142	84008	***1,02***	***13,72***	0,132	100331	***1,02***	***13,31***	0,148	106778	1,04	17,66	0,127	82109	***1,03***	***12,85***	0,123	115754	***1,03***	***12,13***	0,134	97796	***1,03***	***13,93***
	DVR	0,222	124615	1,04	***14,7***	0,164	126231	1,03	16,63	0,235	169245	1,08	26,63	0,182	115859	1,05	***14,4***	0,19	181775	1,05	15,38	0,199	143545	1,05	17,55
	LGBM	0,117	71552	***1,02***	***11,88***	0,078	60642	***1,01***	***7,98***	0,119	89665	***1,02***	15,78	0,105	69507	***1,02***	***9,98***	0,095	88453	***1,02***	***9,9***	0,103	75964	***1,02***	***11,1***
	RF	0,119	70882	***1,02***	***10,06***	0,082	61756	***1,02***	***8,2***	0,137	102230	1,03	15,64	0,126	83941	1,04	***11,74***	0,098	96165	***1,03***	***9,88***	0,112	82995	***1,03***	***11,1***
	CatBoost	0,088	55120	***1,01***	***9,15***	0,067	50790	***1,01***	***7,04***	0,1	78234	***1,02***	***13,86***	0,098	64556	***1,03***	***9,6***	0,088	83875	***1,02***	***8,81***	0,088	66515	***1,02***	***9,69***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	XGBoost	**0,081**	**50849**	***1,02***	***8,59***	0,069	54111	***1,01***	***6,92***	**0,096**	**75298**	***1,02***	***13,78***	**0,089**	**59394**	***1,03***	***8,82***	**0,086**	**82610**	***1,02***	***8,84***	**0,084**	**64452**	***1,02***	***9,39***
	AdaBoost	0,133	79715	***1,02***	***12,65***	**0,066**	**51632**	***1,01***	***7,9***	0,124	94740	***1,02***	15,95	0,106	69942	***1,03***	***10,24***	0,091	88769	***1,03***	***9,35***	0,104	76960	***1,02***	***11,22***
	YSA	0,108	68672	***1,02***	***10,99***	0,108	81471	***1,02***	***10,96***	0,146	110380	1,04	16,52	0,117	79468	***1,03***	***11,69***	0,11	104253	***1,02***	***10,81***	0,118	88849	***1,03***	***12,19***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,088	55349	***1,01***	***8,79***	0,075	56734	***1***	***7,22***	0,101	78185	***1,01***	***12,5***	0,079	51286	***1,02***	***7,92***	0,085	80650	***1,02***	***8,44***	0,086	64441	***1,01***	***8,97***
	MARS	0,084	51061	***1,01***	***8,6***	0,072	56035	***1,01***	***7,89***	**0,09**	69672	***1,02***	***11,53***	**0,078**	**50792**	***1,02***	***7,28***	0,09	**79797**	***1,02***	***9,02***	0,083	**61471**	***1,02***	***8,86***
	AdaBoost	0,083	50969	***1,01***	***8,88***	0,067	48954	***1,01***	***8,08***	0,092	69754	***1,02***	***10,82***	0,088	59720	***1,02***	***8,83***	0,09	85707	***1,02***	***8,83***	0,084	63021	***1,02***	***9,09***
	XGBoost	0,085	52272	***1,01***	***8,66***	0,071	52737	***1,01***	***7,45***	0,095	75804	***1,02***	***12,6***	0,08	53745	***1,02***	***8,13***	0,089	84091	***1,02***	***8,95***	0,084	63730	***1,02***	***9,16***
	RF	0,085	52831	***1,01***	***8,76***	0,069	51393	***1,01***	***7,29***	0,091	**69364**	***1,01***	***12,59***	0,084	55114	***1,02***	***8,22***	0,086	80291	***1,02***	***8,76***	0,083	61799	***1,01***	***9,12***
	YSA	**0,08**	**50460**	***1,01***	***8,43***	**0,068**	**51743**	***1,01***	***6,83***	0,095	73735	***1,02***	***14,42***	0,082	56767	***1,03***	***8,15***	**0,084**	80717	***1,02***	***8,45***	**0,082**	62684	***1,02***	***9,26***
3 Oda – 4. Küme (1333)																									
	MARS	0,143	127044	***1,02***	***13,78***	0,147	188574	1,03	15,34	0,164	205751	1,04	16,58	0,138	138474	***1,02***	***13,3***	0,136	183430	***1,03***	***13,05***	0,146	168655	1,03	***14,41***
	ÇDR	0,143	131147	1,03	***13,87***	0,15	194726	***1,02***	15,62	0,273	313003	1,13	33,19	0,136	141064	***1,02***	***13,27***	0,128	184373	***1,02***	***12,84***	0,166	192863	1,04	17,76
	Lasso	0,161	142175	***1,02***	15,42	0,153	192372	1,04	15,24	0,153	185386	1,03	15,28	0,152	149151	***1,02***	***14,44***	0,134	179858	***1,03***	***13,11***	0,151	169788	1,03	***14,7***
	Ridge	0,162	144711	***1,02***	16,1	0,155	192624	1,03	15,46	0,152	188469	1,04	15,15	0,159	154847	***1,02***	15,42	0,133	181105	***1,03***	***12,96***	0,152	172351	1,03	15,02
	ElasticNET	0,159	144910	***1,02***	15,85	0,153	192153	1,04	15,22	0,152	184866	1,04	15,36	0,153	149551	***1,02***	***14,6***	0,134	183853	***1,03***	***13,02***	0,15	171067	***1,03***	***14,81***
	KNN	0,169	150493	***1,02***	16,16	0,178	234249	1,04	19,03	0,197	215866	1,07	23,37	0,144	157112	***1,03***	15,04	0,161	233299	1,03	16,42	0,17	198204	1,04	18
	DVR	0,344	261075	1,08	21,11	0,21	298179	1,08	21,4	0,307	339890	1,15	32,34	0,253	239699	1,07	19,19	0,235	380673	1,06	19,09	0,27	303903	1,09	22,63
	LGBM	0,104	90460	***1,01***	***11,17***	0,124	162421	***1,03***	***13,79***	0,118	144851	***1,03***	***12,77***	0,098	101616	***1,02***	***9,86***	0,106	151513	***1,02***	***10,62***	0,11	130172	***1,02***	***11,64***
	RF	0,148	120387	***1,03***	***12,48***	0,143	187918	1,05	***14,17***	0,158	176260	1,07	16,03	0,115	116731	***1,03***	***11,1***	0,124	180618	***1,03***	***12,34***	0,138	156383	1,04	***13,22***
	CatBoost	**0,097**	**85336**	***1,01***	***10,57***	0,119	**151091**	***1,03***	***12,04***	0,11	142564	1,04	***12***	0,096	97391	***1,01***	***9,46***	0,098	139898	***1,02***	***9,96***	0,104	123256	***1,02***	***10,81***
	XGBoost	0,102	89602	***1,01***	***10,38***	**0,116**	152192	***1,03***	***11,71***	**0,109**	**140632**	1,04	***11,66***	**0,091**	**91651**	***1,02***	***9,02***	**0,094**	**133083**	***1,02***	***9,68***	**0,102**	**121432**	***1,02***	***10,49***
	AdaBoost	0,135	112063	***1,03***	***12,18***	0,14	185946	1,03	***14,59***	0,14	160114	1,05	14,54	0,107	110281	***1,03***	***10,58***	0,117	172343	***1,03***	***11,72***	0,128	148149	***1,03***	***12,72***
	YSA	0,15	135462	***1,03***	***14,91***	0,142	190021	***1,03***	15,08	0,154	205916	1,04	18,68	0,13	137986	***1,02***	***13,07***	0,13	190155	***1,03***	***13,07***	0,141	171908	1,03	***14,96***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,101	89967	***1,01***	***10,74***	0,117	150631	***1,02***	***11,79***	**0,105**	**137058**	1,04	***10,91***	0,093	94569	***1,01***	***9,57***	0,096	135114	***1,01***	***9,56***	0,102	121468	***1,02***	***10,51***
	MARS	0,101	89706	***1,01***	***10,51***	0,115	148697	***1,02***	***11,9***	0,105	137961	1,04	***11,07***	0,094	94606	***1,01***	***9,22***	0,096	136272	***1,01***	***9,64***	0,102	121448	***1,02***	***10,47***
	AdaBoost	0,104	91515	***1,01***	***10,83***	0,117	152150	***1,02***	***12,1***	0,111	147645	1,04	***11,67***	0,095	96084	***1,01***	***9,35***	0,098	137666	***1,02***	***10,61***	0,105	125012	***1,02***	***10,91***
	XGBoost	0,104	93772	***1,02***	***10,81***	0,117	150157	***1,02***	***11,76***	0,112	144031	1,04	***12,62***	0,094	95369	***1,01***	***9,43***	0,1	143343	***1,01***	***10,41***	0,105	125334	***1,02***	***11,01***
	RF	0,106	94290	***1,02***	***10,98***	0,118	151373	***1,02***	***11,73***	0,109	137547	1,04	***12,04***	0,093	93896	***1,01***	***9,19***	0,098	138980	***1,02***	***10,67***	0,105	123217	***1,02***	***10,92***
	YSA	**0,095**	**84310**	***1,01***	***10,11***	**0,113**	**147310**	***1,03***	***11,7***	0,106	138862	1,04	***11,41***	**0,085**	**86693**	***1,01***	***8,63***	**0,093**	**132412**	***1,02***	***9,5***	**0,098**	**117917**	***1,02***	***10,27***
4 Oda – 1. Küme (1316)																									
	MARS	0,149	183784	1,04	***14,56***	0,14	214518	1,03	***14,49***	0,183	257265	1,03	17,6	0,151	188042	1,03	***14,28***	0,152	248564	1,05	15,27	0,155	218435	1,04	15,24
	ÇDR	0,143	197756	***1,03***	***14,24***	0,142	234850	1,03	***14,53***	0,209	339242	1,05	22,29	0,142	192975	1,03	***14,06***	0,147	265627	***1,01***	***14,41***	0,157	246090	1,03	15,91
	Lasso	0,158	202493	***1,01***	16,01	0,148	227071	1,03	15,04	0,176	244819	1,04	16,68	0,156	212012	***1,02***	***14,83***	0,14	226819	1,04	***13,7***	0,156	222643	1,03	15,25
	Ridge	0,159	203892	***1,01***	16,19	0,149	228290	1,03	15,08	0,174	241701	1,04	17,02	0,157	203317	***1,02***	15,21	0,142	228592	1,04	***13,91***	0,156	221158	1,03	15,48
	ElasticNET	0,16	202095	***1,01***	16,07	0,152	227294	1,03	15,5	0,181	257366	1,03	17,48	0,151	198287	***1,02***	***14,5***	0,147	245895	1,04	***14,54***	0,158	226187	1,03	15,62
	KNN	0,152	196479	***1,03***	***14,24***	0,145	227436	***1,03***	***14,72***	0,166	250397	1,02	16,56	0,136	185969	1,03	***13,5***	0,165	310519	***1,03***	16,15	0,153	234160	***1,03***	15,03
	DVR	0,352	348888	1,13	26,16	0,271	378579	1,13	31,14	0,346	452445	1,18	35,2	0,316	335720	1,14	32,12	0,262	511639	1,09	26,28	0,309	405454	1,13	30,18
	LGBM	0,106	129321	***1,02***	***10,68***	0,102	160687	***1,02***	***10,24***	0,122	177835	***1,03***	***12***	0,108	137589	1,03	***10,32***	0,114	203490	***1,02***	***11,45***	0,11	161784	***1,02***	***10,94***
	RF	0,143	157424	1,05	13,33	0,122	192389	***1,03***	***12,13***	0,159	210641	1,06	***14,5***	0,145	166233	1,05	***12,7***	0,132	243815	***1,03***	***13,33***	0,14	194100	1,04	***13,2***

	CatBoost	0,102	**119927**	***1,02***	***10,5***	**0,096**	**151633**	***1,02***	***9,71***	**0,116**	**169336**	***1,03***	***11,49***	0,104	130993	***1,02***	***9,97***	**0,106**	**193050**	***1,02***	***10,78***	**0,105**	**152988**	***1,02***	***10,49***
	XGBoost	**0,101**	122094	1,03	***10,21***	0,1	155207	***1,02***	***10,28***	0,122	179959	***1,03***	***11,93***	**0,102**	**130224**	***1,03***	***10,03***	0,111	193126	***1,01***	***11,41***	0,107	156122	***1,02***	***10,77***
	AdaBoost	0,127	142018	1,04	***12,24***	0,109	173156	***1,02***	***11,18***	0,144	197844	1,05	***13,47***	0,111	131676	1,04	***10,96***	0,125	232145	***1,03***	***12,48***	0,123	175368	1,04	***12,07***
	YSA	0,133	183173	***1,02***	***13,4***	0,139	226515	***1,02***	***14,64***	0,152	239473	1,03	15,21	0,14	191389	1,03	***13,59***	0,135	250798	***1,02***	***13,38***	0,14	218270	***1,02***	***14,04***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,096	119630	***1,02***	***9,79***	0,094	148847	***1,02***	***9,36***	0,113	166099	***1,02***	***10,95***	0,098	127236	***1,02***	***9,41***	0,103	180330	***1,01***	***10,57***	0,101	148428	***1,02***	***10,02***
	MARS	0,096	119630	***1,02***	***9,79***	0,095	150110	***1,01***	***9,53***	0,116	172039	***1,02***	***11,25***	0,099	127493	***1,02***	***9,77***	0,106	185382	***1,01***	***10,85***	0,102	150931	***1,02***	***10,24***
	AdaBoost	0,098	121776	***1,02***	***9,92***	0,092	150298	***1,01***	***9,51***	0,122	180247	***1,02***	***11,75***	0,099	133688	***1,02***	***9,46***	0,109	194058	***1,01***	***10,96***	0,104	156013	***1,02***	***10,32***
	XGBoost	0,096	124373	***1,02***	***9,96***	0,093	150746	***1,02***	***9,68***	0,117	175283	***1,02***	***11,5***	0,1	133777	***1,02***	***9,88***	0,109	193611	***1,01***	***10,89***	0,103	155558	***1,02***	***10,38***
	RF	0,097	119715	***1,02***	***10,04***	0,093	149674	***1,01***	***9,38***	0,121	175410	***1,03***	***11,65***	0,1	130288	***1,02***	***9,38***	0,107	188394	***1,01***	***10,67***	0,104	152696	***1,02***	***10,22***
	YSA	**0,094**	**116197**	***1,02***	***9,71***	**0,089**	**140945**	***1,02***	***9,1***	**0,106**	**164184**	***1,02***	***10,77***	**0,091**	**125266**	***1,02***	***9,09***	**0,102**	**179761**	***1,01***	***10,37***	**0,096**	**145271**	***1,02***	***9,81***
4 Oda – 2. Küme (108)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,174	164188	1,05	17,08	0,152	187798	1,03	23,6	0,252	287585	1,08	26,48	0,175	177670	1,03	17,06	0,181	265110	1,03	18,14	0,187	216470	1,04	20,47
	ÇDR	0,258	242766	1,04	29,01	0,208	274757	1,04	22,81	0,235	268091	1,09	28,5	0,145	162577	***1,01***	***14,97***	0,12	180655	***1,01***	***14,49***	0,193	225769	1,04	21,96
	Lasso	0,131	120613	***1,02***	***13,48***	0,095	126514	***0,98***	***11,62***	0,131	139270	***1***	***12,95***	0,083	93758	***1,01***	***8,77***	**0,074**	**122559**	***1,01***	***12,89***	**0,103**	**120543**	***1***	***11,94***
	Ridge	**0,104**	**100063**	***1***	***10,14***	0,133	156606	1,04	14,93	**0,118**	**127346**	***1,01***	***11,51***	0,102	111829	***1,01***	***10,11***	0,114	161268	***1,02***	***10,42***	0,114	131422	***1,02***	***11,42***
	ElasticNET	0,17	156432	1,01	17,1	0,201	237792	1,03	21,62	0,197	222692	1,04	20,1	0,138	146827	***1,02***	***12,8***	0,144	206156	1,05	***14,82***	0,17	193980	1,03	17,29
	KNN	0,29	252364	1,05	19,74	0,166	231477	1,07	24,77	0,259	296705	1,09	29,8	0,2	203278	1,04	16,28	0,192	291525	1,04	28,1	0,221	255070	1,06	23,74
	DVR	0,402	301013	1,1	27,52	0,281	365391	1,13	30,72	0,353	359318	1,17	33,97	0,225	235674	1,06	21,76	0,274	425842	1,1	25,46	0,307	337448	1,11	27,89
	LGBM	0,187	170492	1,03	18,02	0,106	142919	***1,03***	***12,22***	0,187	215656	1,07	17,76	0,09	101649	***1,01***	***8,66***	0,158	222056	1,03	15,85	0,146	170554	1,03	14,5
	RF	0,233	198709	1,06	19,22	0,141	190103	1,06	14,7	0,217	238679	1,1	21,87	0,12	129775	***1,02***	***10,98***	0,166	242720	1,06	18,7	0,175	199997	1,06	17,09
	CatBoost	0,15	131700	1,03	***14,34***	0,105	140935	1,04	10,97	0,177	206422	1,06	17,41	**0,08**	**81335**	***1,02***	***7,82***	0,13	183567	1,04	***13,7***	0,128	148792	1,04	***12,85***
	XGBoost	0,146	130912	1,04	***14,66***	**0,086**	**126541**	***1,03***	***9,42***	0,179	212120	1,07	16,91	0,095	98573	***1,02***	***8,76***	0,131	182418	1,03	***12,65***	0,127	150113	1,04	***12,48***
	AdaBoost	0,265	212273	1,06	21,64	0,197	248318	1,07	20,84	0,259	278810	1,08	28,42	0,11	114545	***1,02***	***11,69***	0,166	250058	1,05	20,84	0,199	220801	1,06	20,69
	YSA	0,266	228672	1,09	26,21	0,184	268208	1,05	19,39	0,283	344427	1,15	32,42	0,208	249946	1,06	23,72	0,174	277495	1,05	***14,94***	0,223	273750	1,08	23,34
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,082	81569	***1***	***8,16***	0,072	98865	***1***	***7,33***	0,106	110256	***1,01***	***10,88***	0,074	83543	***1,01***	***7,4***	0,083	123898	***1,01***	***7,5***	0,083	99626	***1,01***	***8,25***
	MARS	0,086	81878	***1,01***	***8,42***	0,092	129810	***0,99***	***10,4***	0,096	104254	***1,01***	***9,95***	0,069	81774	***1,01***	***7,01***	0,075	117554	***1,01***	***7,39***	0,084	103054	***1,01***	***8,63***
	AdaBoost	0,099	86683	***1,03***	***9,9***	0,063	83819	***1,01***	***6,45***	**0,088**	**99535**	***1,01***	***8,72***	**0,06**	70341	***1,01***	***6,31***	**0,071**	121290	***1,02***	***7,09***	0,076	**92334**	***1,02***	***7,69***
	XGBoost	0,085	**80635**	***1,02***	***8,49***	**0,061**	**89900**	***1,01***	***5,96***	0,091	116610	***1,01***	***8,97***	0,061	**68582**	***1,01***	***6,7***	0,077	120885	***1,02***	***8,74***	**0,075**	95322	***1,01***	***7,77***
	RF	0,103	91189	***1,02***	***10,22***	0,07	92405	***1,01***	***6,99***	0,09	113968	***1,03***	***8,84***	0,065	72685	***1,01***	***6,83***	0,072	**108783**	***1,02***	***7,69***	0,08	95806	***1,02***	***8,11***
	YSA	**0,084**	80904	***1,01***	***8,4***	0,073	102864	***1,01***	***7,64***	0,103	113120	***1,02***	***10,36***	0,069	81136	***1,01***	***6,84***	0,074	118766	***1,02***	***8,17***	0,081	99358	***1,01***	***8,28***
4 Oda – 3. Küme (995)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,09	169221	***1,01***	***9***	0,089	197169	***1,01***	***8,83***	0,103	215536	***1,01***	***10,26***	0,081	166303	***1,01***	***7,64***	0,091	227327	***1,01***	***9,37***	0,091	195111	***1,01***	***9,02***
	ÇDR	0,088	167076	***1,01***	***9,06***	0,088	195977	***1,01***	***9,29***	0,137	310304	***1,03***	***13,98***	0,095	190397	***1,01***	***9,1***	0,099	254269	***1,01***	***10,15***	0,101	223605	***1,01***	***10,32***
	Lasso	0,087	163718	***1,01***	***8,77***	0,09	199333	***1,01***	***9,51***	0,1	209832	***1,01***	***10***	0,094	188317	***1,01***	***8,74***	0,087	220742	***1,01***	***8,9***	0,092	196388	***1,01***	***9,18***
	Ridge	0,089	168619	***1,01***	***9,29***	0,09	199050	***1,01***	***9,37***	0,099	211782	***1,01***	***9,99***	0,094	188848	***1,01***	***8,71***	0,088	222582	***1,01***	***9,38***	0,092	198176	***1,01***	***9,35***
	ElasticNET	0,089	168969	***1,01***	***8,93***	0,092	204029	***1,01***	***9,34***	0,1	211725	***1,01***	***10,06***	0,091	187311	***1,01***	***8,74***	0,089	223454	***1,01***	***9,21***	0,092	199098	***1,01***	***9,26***
	KNN	0,099	179995	***1,01***	***9,9***	0,103	228982	***1,01***	***10,21***	0,093	198925	***1,02***	***9,38***	0,089	188118	***1,01***	***8,96***	0,109	277375	***1,02***	***11,96***	0,099	214679	***1,01***	***10,08***
	DVR	0,183	322381	***1,02***	***12,05***	0,143	342745	***1,03***	***13,9***	0,175	357848	1,04	15,09	0,132	264833	***1,02***	***12,04***	0,201	552732	1,03	***14,43***	0,167	368108	***1,03***	***13,5***
	LGBM	0,064	117874	***1,01***	***6,42***	0,071	159929	***1,01***	***7,59***	0,076	167059	***1,01***	***7,8***	0,075	150060	***1,01***	***7,36***	0,079	206692	***1,01***	***8,19***	0,073	160323	***1,01***	***7,47***

	RF	0,075	134373	1,01	7,39	0,085	189480	1,01	8,62	0,09	189885	1,02	8,83	0,088	174080	1,01	7,98	0,09	238327	1,01	8,85	0,086	185229	1,01	8,33
	CatBoost	0,059	110289	1,01	6,15	0,067	148817	1,01	6,69	0,073	159406	1,01	7,35	0,067	136210	1,01	6,35	0,073	191633	1,01	7,49	0,068	149271	1,01	6,81
	XGBoost	0,055	100604	1,01	5,59	0,065	145348	1,01	6,81	0,072	156044	1,01	7,23	0,062	127032	1,01	6,09	0,069	179198	1,01	7,41	0,065	141645	1,01	6,63
	AdaBoost	0,063	114167	1,01	6,33	0,074	165778	1,01	7,72	0,078	168980	1,02	7,84	0,075	149745	1,01	7,43	0,083	220038	1,01	9,27	0,075	163742	1,01	7,72
	YSA	0,09	171406	1,01	9,17	0,096	218222	1,01	9,96	0,111	235638	1,02	11,22	0,084	173430	1,01	8,24	0,097	243999	1,01	10,08	0,096	208539	1,01	9,73
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,057	104412	1,01	5,84	0,067	149331	1,01	6,68	0,07	150619	1,01	6,99	0,061	124274	1,01	5,73	0,067	175049	1,01	7,06	0,064	140737	1,01	6,46
	MARS	0,057	105547	1,01	6,55	0,07	156418	1,01	6,91	0,073	156925	1,01	7,3	0,061	124062	1,01	5,71	0,068	176196	1,01	6,91	0,066	143830	1,01	6,68
	AdaBoost	0,058	106946	1,01	5,93	0,071	159681	1,01	7,1	0,071	154226	1,01	7,19	0,061	123923	1,01	5,79	0,069	178330	1,01	7,11	0,066	144621	1,01	6,62
	XGBoost	0,061	113791	1,01	7,27	0,071	159014	1,01	7,09	0,073	159669	1,01	7,39	0,056	117605	1,01	5,59	0,069	178589	1,01	7,46	0,066	145734	1,01	6,96
	RF	0,059	108501	1,01	6,37	0,069	153750	1,01	6,78	0,073	157015	1,01	7,5	0,062	124446	1,01	5,69	0,067	174408	1,01	6,99	0,066	143624	1,01	6,67
	YSA	0,055	101232	1,01	5,74	0,064	142813	1,01	6,63	0,071	152881	1,01	7,14	0,058	121532	1,01	5,83	0,067	171075	1,01	7,2	0,063	137907	1,01	6,51
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
5 Oda – 1. Küme (292)	MARS	0,201	140222	1,02	19,55	0,2	182673	1,04	19,38	0,22	175554	1,05	22,82	0,201	159943	1,01	19,84	0,2	306102	1,07	23,32	0,204	192899	1,04	20,98
	ÇDR	0,142	134702	1,02	14,24	0,142	129960	1,02	13,81	0,251	237373	1,06	26,09	0,183	150743	1,03	21,54	0,196	263462	1,03	21,61	0,183	183248	1,03	19,46
	Lasso	0,172	121036	1,03	16,18	0,18	162957	1,02	16,79	0,168	157865	1,02	20,28	0,174	142757	1,01	18,89	0,151	192103	1,03	14,93	0,169	155344	1,02	17,41
	Ridge	0,159	112548	1	16,16	0,187	163314	1,04	17,02	0,177	154716	1,05	16,55	0,176	138750	1	17,72	0,146	200895	1,05	15,15	0,169	154045	1,03	16,52
	ElasticNET	0,167	129427	1,01	16,79	0,231	197784	1,05	19,8	0,183	146741	1,04	18,57	0,205	160297	1,02	20,36	0,179	250042	1,05	18,33	0,193	176858	1,03	18,77
	KNN	0,238	166070	1,05	18,72	0,195	218224	1,04	20,19	0,209	174330	1,08	19,72	0,216	164966	1,04	21,5	0,187	274050	1,05	18,63	0,209	199528	1,05	19,75
	DVR	0,378	297706	1,18	23,56	0,256	307720	1,13	27,87	0,423	345457	1,21	30,09	0,251	217409	1,1	23,04	0,313	524910	1,17	34,25	0,324	338640	1,16	27,76
	LGBM	0,145	126393	1,01	14,75	0,157	142919	1,04	14,84	0,15	128451	1,04	18,63	0,159	125821	1,03	13,7	0,204	271021	1,08	22,09	0,163	158921	1,04	16,8
	RF	0,148	112389	1,03	11,71	0,155	138774	1,05	15,26	0,216	171772	1,08	18,39	0,185	145739	1,05	17,74	0,18	283407	1,08	19,13	0,177	170416	1,06	16,45
	CatBoost	0,103	86618	1,01	10,93	0,133	118099	1,04	13,08	0,124	117191	1,04	13,1	0,135	104590	1,04	13,58	0,163	238839	1,06	16,89	0,132	133067	1,04	13,52
	XGBoost	0,083	74585	1,02	8,74	0,12	107144	1,03	12,05	0,141	121919	1,05	16,15	0,143	108556	1,04	13,68	0,158	228246	1,06	16,45	0,129	128090	1,04	13,41
	AdaBoost	0,134	109730	1,02	13,39	0,162	151010	1,03	22,74	0,197	172018	1,05	19,26	0,157	125803	1,04	15,17	0,159	245061	1,06	20,59	0,162	160724	1,04	18,23
	YSA	0,155	125469	0,99	14,08	0,172	206768	1,07	19,64	0,213	202773	1,09	22,56	0,194	163597	1,06	19,29	0,22	363718	1,09	22,25	0,191	212465	1,06	19,56
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,057	104412	1,01	5,84	0,067	149331	1,01	6,68	0,07	150619	1,01	6,99	0,061	124274	1,01	5,73	0,067	175049	1,01	7,06	0,064	140737	1,01	6,46
	MARS	0,057	105547	1,01	6,55	0,07	156418	1,01	6,91	0,073	156925	1,01	7,3	0,061	124062	1,01	5,71	0,068	176196	1,01	6,91	0,066	143830	1,01	6,68
	AdaBoost	0,058	107459	1,01	6,43	0,072	160901	1,01	7,13	0,07	150718	1,01	7,2	0,061	125283	1,01	6,03	0,069	178846	1,01	7,03	0,066	144641	1,01	6,76
	XGBoost	0,061	113791	1,01	7,27	0,071	159014	1,01	7,09	0,073	159669	1,01	7,39	0,056	117605	1,01	5,59	0,069	178589	1,01	7,46	0,066	145734	1,01	6,96
	RF	0,059	108963	1,01	6,36	0,07	155506	1,01	6,95	0,072	155535	1,01	7,29	0,062	125984	1,01	5,78	0,066	169626	1,01	6,64	0,066	143123	1,01	6,6
	YSA	0,055	101576	1,01	5,67	0,064	142799	1,01	6,71	0,071	153805	1,01	7,13	0,058	120602	1,01	5,8	0,067	172224	1,01	7,21	0,063	138201	1,01	6,5
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
5 Oda – 2. Küme (32)	MARS	0,082	188102	1,01	8,09	0,094	238598	1,02	10,3	0,115	282629	1,02	10,26	0,161	256276	1,04	12,9	0,154	290139	1,03	17,28	0,121	251149	1,02	11,77
	ÇDR	0,019	44550	1	2,89	0,021	55726	1	2,04	0,041	108184	1	4,96	0,048	68797	1,01	6,2	0,1	203541	1,02	10,46	0,046	96160	1,01	5,31
	Lasso	0,009	18777	1	1,02	0,023	46784	1	1,82	0,041	104616	1	4,21	0,013	18019	1	1,33	0,117	232244	1,02	11,84	0,041	84088	1	4,04
	Ridge	0,018	40898	1	1,48	0,024	53509	1	2,42	0,049	130480	1,01	7,55	0,019	28006	1,01	2,52	0,084	182741	1,02	11,54	0,039	87127	1,01	5,1
	ElasticNET	0,005	12198	1	0,7	0,02	42462	1	1,94	0,079	194308	1,01	8,89	0,03	43187	1,01	2,84	0,099	220592	1,02	11,78	0,047	102549	1,01	5,23
	KNN	0,061	139500	1,01	5,77	0,072	155500	1,01	7,1	0,075	187167	1,02	7,81	0,241	345521	1,08	22,82	0,161	324938	1,03	20,65	0,122	230525	1,03	12,83
	DVR	0,098	215813	1,01	9,49	0,093	224194	1,02	9,26	0,144	357060	1,03	14,26	0,237	339334	1,08	22,62	0,191	368705	1,06	19,07	0,153	301021	1,04	14,94

	LGBM	0,099	216667	***1,01***	***9,53***	0,094	229180	***1,02***	***9,3***	0,143	358000	***1,03***	***14,3***	0,253	366154	1,08	22,62	0,195	381938	1,06	19,13	0,157	310388	1,04	***14,98***
	RF	0,06	130852	***1,01***	***5,83***	0,08	195048	***1,02***	***8,07***	0,115	289465	***1,02***	***11,82***	0,222	288922	1,08	21,8	0,144	264341	1,04	16,38	0,124	233726	***1,03***	***12,78***
	CatBoost	0,028	59436	***1***	***3,02***	0,05	114406	***1,01***	***5,5***	0,084	215720	***1,01***	***8,38***	0,188	226547	1,07	18,26	0,151	274201	1,04	16,13	0,1	178062	***1,03***	***10,26***
	XGBoost	0,013	27416	***1***	***2,96***	0,053	123148	***1,01***	***5,54***	0,082	200743	***1,01***	***9,39***	0,086	127001	***1,03***	***8,67***	0,107	194566	1,03	15,5	0,068	134575	***1,02***	***8,41***
	AdaBoost	0,046	100000	***1***	***5,18***	0,046	133667	***1,01***	***4,62***	0,115	282833	***1,02***	***11,39***	0,262	318907	1,1	26,19	0,144	287375	1,03	16,33	0,123	224556	***1,03***	***12,74***
	YSA	0,15	334916	***1***	***13,42***	0,178	397765	***1,02***	***17,6***	0,131	315089	***1,02***	***14,52***	0,274	436842	1,08	27,72	0,202	465728	1,04	18,96	0,187	390068	1,03	18,44
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,015	31819	***1***	***1,32***	0,009	20930	***1***	***1,17***	0,022	58259	***1***	***2,18***	0,019	36796	***1***	***1,91***	**0,074**	**158213**	***1,01***	***9,16***	0,028	61203	***1***	***3,15***
	MARS	**0,013**	**26618**	***1***	***1,24***	0,017	39897	***1***	***1,86***	0,025	66576	***1***	***3,43***	0,02	41173	***1***	***2,6***	0,079	173716	***1,01***	***10,67***	0,031	69596	***1***	***3,96***
	AdaBoost	0,029	66833	***1***	***3,6***	**0,001**	**3111**	***1***	***0,15***	**0,013**	**33500**	***1***	***1,7***	**0,028**	**31000**	***1,01***	***2,78***	0,077	179375	***1***	***7,1***	0,03	62764	***1***	***3,07***
	XGBoost	0,023	52823	***1***	***2,51***	0,007	15689	***1***	***0,69***	0,026	66424	***1***	***4,65***	0,036	45896	***1,01***	***3,43***	0,082	177796	***1,02***	***9,9***	0,035	71726	***1,01***	***4,24***
	RF	0,014	32530	***1***	***1,42***	0,017	43919	***1***	***1,55***	0,026	70242	***1***	***2,53***	0,066	96338	***1,02***	***7,08***	0,095	206169	***1,02***	***11,57***	0,044	89840	***1,01***	***4,83***
	YSA	0,009	18574	***1***	***0,78***	0,01	22042	***1***	***0,99***	0,024	63270	***1***	***3,27***	0,013	28466	***1***	***2,01***	0,078	166390	***1,02***	***9,81***	**0,027**	**59748**	***1***	***3,37***
6 Oda (116)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,142	127388	1,03	15,37	0,145	184638	***1,01***	15,28	0,136	178942	1,05	***13,62***	0,117	100044	***1,01***	***9,65***	0,144	169433	***0,99***	19,93	0,137	152089	***1,02***	***14,77***
	ÇDR	0,121	106032	1,03	18,48	0,115	176543	***0,98***	***11,92***	0,178	155501	1,06	16,14	0,14	134381	***1,01***	***14,11***	0,131	164183	***1***	***14,42***	0,137	147328	***1,02***	15,01
	Lasso	0,131	94445	1,03	19,24	**0,069**	**81106**	***1,01***	***7,98***	**0,111**	140584	***1,01***	***11,13***	0,093	85506	***1,01***	***9,3***	**0,067**	85729	***1***	***7,42***	0,094	97474	***1,01***	***11,01***
	Ridge	**0,082**	**67116**	***1,01***	***9,68***	0,071	96340	***1,02***	***7,16***	0,125	**125962**	1,04	***11,25***	0,095	85906	***1,01***	***9,76***	0,071	**78189**	***1,01***	***7,75***	**0,089**	**90703**	***1,02***	***9,12***
	ElasticNET	0,17	132523	***1,02***	26,5	0,086	123417	***1***	***8,57***	0,147	174068	1,05	16,28	0,147	136092	***1,02***	***14,62***	0,116	126684	***1,01***	***11,25***	0,133	138557	***1,02***	15,44
	KNN	0,18	167522	1,04	18,81	0,199	274413	1,1	19,72	0,253	261109	1,11	29,69	0,148	166522	1,04	***14,53***	0,192	250646	***1***	21,54	0,194	224042	1,06	20,86
	DVR	0,3	339308	1,19	26,63	0,25	403493	1,17	24,81	0,393	463603	1,26	35,99	0,186	203284	1,08	16,21	0,217	331076	1,09	21,27	0,269	348153	1,16	24,98
	LGBM	0,199	158509	1,05	22,28	0,143	166654	1,05	19,75	0,176	206800	1,05	17,68	0,13	110771	***1,01***	***12,95***	0,147	174769	1,02	16,58	0,159	163501	1,04	17,85
	RF	0,213	162022	1,07	19,48	0,174	244751	1,1	18,19	0,303	306606	1,13	25,67	0,096	88285	***1,02***	***9,56***	0,146	186103	1,03	***14,14***	0,186	197553	1,07	17,41
	CatBoost	0,124	88496	1,04	***14,3***	0,121	190199	1,07	16,23	0,15	177372	1,08	15,02	0,072	62596	***1,01***	***6,92***	0,113	136208	***1,02***	***11,65***	0,116	130974	1,04	***12,82***
	XGBoost	0,118	89275	1,04	15,12	0,11	169746	1,06	16,08	0,171	196182	1,09	17,14	**0,051**	**50932**	***1***	***5,11***	0,094	113792	***1,01***	***9,35***	0,109	123985	1,04	***12,56***
	AdaBoost	0,126	103536	1,03	***13,74***	0,178	292335	1,1	18,41	0,269	284484	1,1	29,64	0,118	124999	***1***	***11,99***	0,179	216381	1,03	20,18	0,174	204347	1,05	18,79
	YSA	0,223	305753	1,11	22,7	0,224	384749	1,14	21,98	0,264	364189	1,17	29,58	0,106	136836	1,06	***11,01***	0,215	329313	1,07	20,29	0,206	304168	1,11	21,11
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,067	62182	***1***	***7,54***	**0,055**	**65810**	***1,01***	***5,12***	**0,089**	**102108**	***1,03***	***10,02***	0,09	80349	***1,01***	***9,38***	0,067	**80492**	***1***	***7,14***	0,074	78188	***1,01***	***7,84***
	MARS	**0,059**	54394	***1***	***5,87***	0,058	76007	***1***	***5,9***	0,092	110558	***1,02***	***9,92***	0,087	79380	***1***	***8,3***	**0,067**	81153	***0,99***	***9,54***	0,073	80298	***1***	***7,91***
	AdaBoost	0,069	**52125**	***1***	***6,88***	0,062	88482	***1,02***	***6,25***	0,117	128641	1,06	***11,9***	**0,054**	**49895**	***1,01***	***9,9***	0,083	101601	***0,99***	***10,63***	0,077	84149	***1,02***	***9,11***
	XGBoost	0,083	68275	***1,02***	***14,92***	0,057	69033	***1,01***	***7,32***	0,116	130902	1,04	***12,24***	0,074	75759	***1***	***7,56***	0,079	97422	***1***	***11,79***	0,082	88278	***1,01***	***10,77***
	RF	0,077	61089	***1,02***	16,51	0,058	69717	***1,01***	***5,84***	0,122	131314	1,06	***10,91***	0,067	67230	***1***	***6,27***	0,074	84193	***1***	***8,13***	0,08	82709	***1,02***	***9,53***
	YSA	0,074	56561	***1,02***	17,71	0,056	69969	***1,01***	***5,64***	0,094	110784	1,04	***9,13***	0,073	67646	***1,01***	***7,29***	0,059	71497	***1***	***6,92***	**0,071**	**75291**	***1,02***	***9,34***
7 Oda (23)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,276	310764	1,09	44,74	0,057	82684	***1,01***	***5,34***	0,302	274053	1,12	39,93	0,095	159545	***1,02***	***11,37***	0,006	9575	***1***	***0,8***	0,147	167324	1,05	20,44
	ÇDR	0,145	122619	1,08	17,07	**0,033**	**47045**	***1***	***3,26***	**0,061**	**94485**	***1,01***	***13,93***	**0,02**	**26182**	***1***	***2,83***	0,055	93534	***0,99***	***5,51***	0,063	**76773**	***1,02***	***8,52***
	Lasso	0,146	213852	0,95	***12,02***	0,046	71183	***1***	***5,23***	0,186	177060	1,08	17,62	0,043	61679	***0,99***	***5,16***	0,002	3301	***1***	***0,21***	0,085	105415	***1***	***8,05***
	Ridge	0,093	108550	***1***	***6,42***	0,048	75420	***1***	***5,04***	0,079	120707	***1***	***11,11***	0,038	69927	***1***	***5,45***	0,013	25027	***1***	***1,82***	**0,054**	79926	***1***	***5,97***
	ElasticNET	0,173	202189	***1,01***	***8,99***	0,033	53122	***1***	***3,18***	0,143	189757	1,08	***14,31***	0,031	62583	***1,01***	***3,67***	0,002	3368	***1***	***0,17***	0,076	102204	***1,02***	***6,06***
	KNN	0,254	263800	1,03	***8,64***	0,14	238100	***1,01***	***13,91***	0,138	179667	1,03	***13,23***	0,134	189900	***1***	***10,2***	0,093	178333	***1,02***	***7,34***	0,152	209960	***1,02***	***10,66***

DVR	0,753	657966	1,28	40,82	0,128	313562	1,07	13,8	0,634	702975	1,36	69,17	0,341	558530	1,18	32,77	0,118	254200	1,03	***11,47***	0,395	497447	1,18	33,61
LGBM	0,875	742100	1,28	40,82	0,139	327711	1,07	***13,92***	0,661	684133	1,36	69,18	0,39	613356	1,19	34,58	0,121	261050	1,04	***11,68***	0,437	525670	1,19	34,04
RF	0,415	300936	1,14	31,28	0,09	159966	***1,01***	***8,91***	0,315	342579	1,17	33,41	0,11	179794	1,03	12	0,076	144620	***1,02***	***7,22***	0,201	225579	1,07	18,56
CatBoost	0,242	169550	1,1	20,06	0,054	85198	***1***	***5,4***	0,415	435407	1,22	41,98	0,049	101369	***1,01***	***5,1***	**0,001**	**1093**	***1***	***0,07***	0,152	158523	1,07	***14,52***
XGBoost	**0,058**	**97186**	***0,98***	***5,12***	0,06	95296	***1***	***5,99***	0,372	301009	1,18	39,53	0,069	128215	***1,01***	***8,78***	0,001	2238	***1***	***0,11***	0,112	124789	***1,03***	***11,91***
AdaBoost	0,312	261300	1,08	31,15	0,121	226200	***1,03***	***12,06***	1,001	837000	1,44	80,01	0,097	216000	1,04	***8,7***	0,011	16667	***1***	***1,11***	0,308	311433	1,12	26,61
YSA	0,435	465957	1,17	22,04	0,279	575501	1,08	21,92	0,379	727915	1,27	50,89	0,231	519699	1,14	29,03	0,369	686209	***1,03***	***9,99***	0,339	595056	1,14	26,77
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,134	96829	1,05	***12,41***	**0,012**	19432	***1***	***0,94***	0,05	88616	***1,01***	***6,68***	**0,015**	24678	***1***	***2,58***	0,016	30803	***1***	***1,05***	0,045	52072	***1,01***	***4,73***
MARS	0,112	126787	***1,01***	***4,51***	0,013	22313	***1***	***1,3***	0,064	95045	***1***	***13,28***	0,022	35063	***0,99***	***3,48***	0,034	62435	***0,99***	***3,04***	0,049	68329	***1***	***5,12***
AdaBoost	**0,049**	**45800**	***1,01***	***4,91***	0,017	23800	***1***	***1,67***	0,064	73000	***0,99***	***7,57***	0,023	44200	***1***	***2,92***	0	0	***1***	***0***	**0,031**	**37360**	***1***	***3,41***
XGBoost	0,091	89681	***1,02***	***13,74***	0,012	**19421**	***1***	***1,44***	**0,045**	**86537**	***1,01***	***9,4***	0,016	**19185**	***1***	***1,7***	0,009	13510	***1***	***1,05***	0,035	45667	***1,01***	***5,47***
RF	0,133	91455	1,06	***13,45***	0,031	60286	***1,01***	***2,93***	0,099	121543	1,04	18,71	0,029	55980	***1,01***	***2,95***	**0,002**	**3288**	***1***	***0,14***	0,059	66510	***1,02***	***7,64***
YSA	0,09	110834	***1***	***3,42***	0,013	21349	***1***	***1,45***	0,063	66835	***1,01***	***10,02***	0,013	18491	***1***	***3,62***	0,021	33343	***1***	***1,98***	0,04	50170	***1***	***4,1***

Çizelge 4.28'de görülmekte olduğu üzere Etimesgut ilçesi 22 farklı veri kümesinden oluşmaktadır. 43 adet gözlemden oluşan 1 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 6,2'lik MAPE ve 53.455 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece ÇDR, Lasso, Ridge ve ElasticNet öncül modelleri hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymakla birlikte AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 5'lik MAPE ve 40.160 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

28 adet gözlemden oluşan 1 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 2,9'lük MAPE ve 29.731 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin içerisinde sadece ElasticNet ve YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 2,2'lik MAPE ve 10.371 (TL) MAE en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

63 adet gözlemden oluşan 1 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde ÇDR, % 4,2'lik MAPE ve 24.847 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin tamamı hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren ÇDR'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 2,9'luk MAPE ve 16.779 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

171 adet gözlemden oluşan 1 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 7'lik MAPE ve Ridge, 42.334 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece DVR hariç tüm öncül modellerinin hem PRD hem

de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost ve Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. MARS ile gerçekleştirilen meta model % 5,6'lık MAPE ve 33.812 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

49 adet gözlemden oluşan 1 oda 5.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 4,5'lik MAPE ve 31.61 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece Lasso, Ridge, ÇDR ve XGBoost, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 3,8'lik MAPE ve 25.599 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

465 adet gözlemden oluşan 1 oda 6.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 7,5'lik MAPE ve 54.274 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modeller içerisinde DVR ve LGBM hariç tümü, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 7,2'lik MAPE ve 41.971 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

197 adet gözlemden oluşan 2 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde CatBoost, % 7'lik MAPE ve 41.971 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden ElasticNet hariç tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,1'lik MAPE ve 36.480 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir.

Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

97 adet gözlemden oluşan 2 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 4,3'lük MAPE ve 65.054 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece YSA hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 4,1'lik MAPE ve AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model 56.039 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

628 adet gözlemden oluşan 2 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 9,2'lik MAPE ve 98.340 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece KNN ve DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 8,7'lik MAPE ve 93.340 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

395 adet gözlemden oluşan 2 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 10,9'luk MAPE ve 52.989 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden MARS hariç tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 10'luk MAPE ve 49.494 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

252 adet gözlemden oluşan 2 oda 5.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 10,3'lük MAPE ve 85.355 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden KNN ve DVR hariç tümü, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden ElasticNet hariç tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 8,9'luk MAPE ve YSA ile gerçekleştirilen meta model 70.748 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

2885 adet gözlemden oluşan 3 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 9,6'lık MAPE ve 85.355 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 9,2'luk MAPE ve 77.090 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

246 adet gözlemden oluşan 3 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 6'lık MAPE ve 104.187 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden DVR hariç tümü, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. RF ile gerçekleştirilen meta model % 5,1'lik MAPE ve 88.138 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

327 adet gözlemden oluşan 3 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 8,4'lük MAPE ve 64.452 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden DVR hariç tümü, hem PRD hem de COD değerleri

açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 8,2'lik MAPE ve MARS ile gerçekleştirilen meta model 61.471 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

1333 adet gözlemden oluşan 3 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 10,2'lik MAPE ve 121.432 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 9,8'lik MAPE ve 117.917 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

1316 adet gözlemden oluşan 4 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde CatBoost, % 10,5'lik MAPE ve 152.988 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece LGBM, CatBoost, XGBoost ve YSA hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren CatBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 9,6'lık MAPE ve 145.271 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

108 adet gözlemden oluşan 4 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 10,3'lük MAPE ve 120.543 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Lasso ve Ridge, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. XGBoost ile gerçekleştirilen meta model % 7,5'lik MAPE ve AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model 92.271 (TL) MAE değeri ile

en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

995 adet gözlemden oluşan 4 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 6,5'lik MAPE ve 141.645 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA e ElasticNet, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,4'lük MAPE ve 137.907 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

292 adet gözlemden oluşan 5 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 12,9'luk MAPE ve 128.090 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin hiç biri, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,3'lük MAPE ve 138.201 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

32 adet gözlemden oluşan 5 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 3,9'lük MAPE ve Lasso, 84.090 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden YSA hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso ve Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 2,7'lik MAPE ve 59.748 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

116 adet gözlemden oluşan 6 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 8,9'lük MAPE ve 90.703 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden sadece MARS, Lasso ve Ridge, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 7,1'lik MAPE ve 75.291 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

23 adet gözlemden oluşan 7 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 5,4'lük MAPE ve ÇDR, 76.773 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren ÇDR ve Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 3,1'lik MAPE ve 37.360 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

Çizelge 4.29. Etimesgut ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü

Veri Kümesi	Model	< %5	< %10	< %15	> %15
1 oda - 1.k (43)	ADA	0,67	0,88	0,95	0,05
1 oda - 2.k (28)	YSA	0,93	1	1	0
1 oda - 3.k (63)	YSA	0,79	0,97	0,98	0,02
1 oda - 4.k (171)	MARS	0,68	0,81	0,94	0,06
1 oda - 5.k (49)	YSA	0,84	0,92	0,96	0,04
1 oda - 6.k (465)	YSA	0,59	0,77	0,88	0,12
2 oda - 1.k (197)	YSA	0,66	0,82	0,91	0,09
2 oda - 2.k (97)	YSA	0,76	0,88	0,96	0,04
2 oda - 3.k (628)	YSA	0,51	0,68	0,82	0,18
2 oda - 4.k (395)	YSA	0,48	0,66	0,77	0,23
2 oda - 5.k (252)	YSA	0,52	0,67	0,81	0,19
3 oda - 1.k (2885)	YSA	0,5	0,66	0,8	0,2
3 oda - 2.k (246)	RF	0,76	0,87	0,93	0,07
3 oda - 3.k (327)	YSA	0,53	0,7	0,81	0,19
3 oda - 4.k (1333)	YSA	0,48	0,63	0,76	0,24
4 oda - 1.k (1316)	YSA	0,46	0,64	0,78	0,22
4 oda - 2.k (108)	XGB	0,59	0,69	0,84	0,16

4 oda - 3.k (995)	YSA	0,62	0,81	0,91	0,09
5 oda - 1.k (292)	YSA	0,47	0,74	1,0	0
5 oda - 2.k (32)	YSA	0,84	0,91	0,97	0,03
6 oda (116)	YSA	0,59	0,77	0,9	0,1
7 oda (23)	ADA	0,78	0,91	0,96	0,04

Çizelge 4.28'de yer alan tüm metriklere ek olarak Çizelge 4.29'da görülmekte olduğu üzere en iyi sonuçların elde edildiği meta modellere ait yüzdelik dilimlerde mutlak hata oranların verilmektedir. Bu çerçevede 1 oda – 1.k (43) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 67'si, % 5'ten daha az, % 88'i, % 10'dan daha az, % 95'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece %5'i, %15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 1 oda – 2.k (28) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 93'ü, % 5'ten daha az, % 100'ü % 10'dan daha az mutlak hata oranına sahiptir. 1 oda – 3.k (63) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 79'u, % 5'ten daha az , % 97'si, % 10'dan daha az, % 98'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 2'si % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 1 oda – 4.k (171) veri kümesi için meta model MARS'ın tahminlerinin % 68'i, % 5'ten daha az , % 81'i, % 10'dan daha az, % 94'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 6'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 1 oda – 5.k (49) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 84'ü, % 5'ten daha az, % 92'si, % 10'dan daha az, % 96'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 4'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 1 oda – 6.k (465) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 59'u, % 5'ten daha az, % 77'si % 10'dan daha az, % 88'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 12'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 1.k (197) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 66'sı, % 5'ten daha az, % 82'si % 10'dan daha az, % 91'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 9'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 2.k (97) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 76'sı, % 5'ten daha az, % 88'i % 10'dan daha az, % 96'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 4'ü % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 3.k (628) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 51'ı, % 5'ten daha az, % 68'i % 10'dan daha az, % 82'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 18'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 4.k (395) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 48'i, % 5'ten daha az, % 66'sı, % 10'dan daha az, % 77'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 23'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 5.k (252) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 52'si, % 5'ten daha az, % 67'i, % 10'dan

daha az, % 81'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 19'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 1.k (2885) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 50'si, % 5'ten daha az, % 66'sı, % 10'dan daha az, % 80'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 20'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 2.k (246) veri kümesi için meta model RF'nin tahminlerinin % 76'sı, % 5'ten daha az, % 87'si, % 10'dan daha az, % 93'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 7'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 3.k (327) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 53'ü, % 5'ten daha az, % 70'i, % 10'dan daha az, % 81'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 19'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 4.k (1333) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 48'i, % 5'ten daha az, % 63'ü % 10'dan daha az, % 76'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 24'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 1.k (1316) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 46'sı, % 5'ten daha az, % 64'ü, % 10'dan daha az, % 78'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 22'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 2.k (108) veri kümesi için meta model XGBoost'un tahminlerinin % 59'u, % 5'ten daha az, % 69'u, % 10'dan daha az, % 84'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 16'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 3.k (995) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 62'si, % 5'ten daha az, % 81'i, % 10'dan daha az, % 91'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 9'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda – 1.k (292) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 47'si % 5'ten daha az , % 74'ü % 10'dan daha az, % 100'ü, % 15'ten daha az mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda – 2.k (32) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 84'ü, % 5'ten daha az, % 91'i % 10'dan daha az, % 97'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 3'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 6 oda (116) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 59'u, % 5'ten daha az, % 77'si, % 10'dan daha az, % 90'ı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 10'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 7 oda (23) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 78'i, % 5'ten daha az , % 91'i, % 10'dan daha az, % 96'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 4'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. Tüm bu sonuçlar neticesin de her iki çizelge sonuçlarına göre geliştirilen model mimarisinin tüm veri setleri kapsamında yüksek tahmin gücüne sahip olduğunu söylemek yanlış olmayacaktır.

Çizelge 4.30. Etimesgut ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		MARS	ÇDR	Lasso	Ridge	ElasticNet	KNN	DVR	LGBM	RF	CatBoost	XGBoost	AdaBoost	YSA
1 Oda –	**MAPE**	8	4	2	1	3	11	12	13	9	6	5	7	10
1. Küme	**MAE**	8	4	2	1	3	10	12	13	9	6	5	7	11
(43)	**Ortalama**	***8***	***4***	***2***	***1***	***3***	***10,5***	***12***	***13***	***9***	***6***	***5***	***7***	***10,5***
1 Oda –	**MAPE**	6	4	2	1	3	9	12	13	8	7	5	10	11
2. Küme	**MAE**	6	5	2	1	3	9	12	13	8	7	4	10	11
(28)	**Ortalama**	***6***	***4,5***	***2***	***1***	***3***	***9***	***12***	***13***	***8***	***7***	***4,5***	***10***	***11***
1 Oda –	**MAPE**	8	1	2	3	6	10	13	12	7	5	4	9	11
3. Küme	**MAE**	8	1	2	3	6	10	13	12	7	4	5	9	11
(63)	**Ortalama**	8	1	2	3	6	10	13	12	7	5	4	9	11
1 Oda –	**MAPE**	4	11	6	3	9	10	13	7	8	2	1	5	12
4. Küme	**MAE**	4	10	5	1	9	11	13	7	8	3	2	6	12
(171)	**Ortalama**	***4***	***10,5***	***5,5***	***2***	***9***	***10,5***	***13***	***7***	***8***	***2,5***	***1,5***	***5,5***	***12***
1 Oda –	**MAPE**	7	3	4	1	2	6	12	13	9	8	5	10	11
5. Küme	**MAE**	8	2	4	1	3	6	12	13	9	7	5	10	11
(49)	**Ortalama**	***7,5***	***2,5***	***4***	***1***	***2,5***	***6***	***12***	***13***	***9***	***7,5***	***5***	***10***	***11***
1 Oda –	**MAPE**	10	9	5	6	7	12	13	3	8	2	1	4	11
6. Küme	**MAE**	9	10	4	3	6	12	13	5	8	2	1	7	11
(465)	**Ortalama**	***9,5***	***9,5***	***4,5***	***4,5***	***6,5***	***12***	***13***	***4***	***8***	***2***	***1***	***5,5***	***11***
2 Oda –	**MAPE**	10	3	4	2	12	8	13	11	7	1	5	6	9
1. Küme	**MAE**	9	3	4	2	11	10	13	12	7	1	5	6	8
(197)	**Ortalama**	***9,5***	***3***	***4***	***2***	***11,5***	***9***	***13***	***11,5***	***7***	***1***	***5***	***6***	***8,5***
2 Oda –	**MAPE**	9	11	1	2	5	10	13	6	8	4	3	7	12
2. Küme	**MAE**	9	11	1	2	5	10	12	6	8	4	3	7	13
(97)	**Ortalama**	***9***	***11***	***1***	***2***	***5***	***10***	***12,5***	***6***	***8***	***4***	***3***	***7***	***12,5***
2 Oda –	**MAPE**	7	8	6	9	11	12	13	3	5	2	1	4	10
3. Küme	**MAE**	8	10	6	7	9	12	13	3	5	2	1	4	11
(628)	**Ortalama**	***7,5***	***9***	***6***	***8***	***10***	***12***	***13***	***3***	***5***	***2***	***1***	***4***	***10,5***
2 Oda –	**MAPE**	9	11	4	3	10	7	13	6	8	2	1	5	12
4. Küme	**MAE**	8	11	4	3	10	9	13	5	7	2	1	6	12
(395)	**Ortalama**	***8,5***	***11***	***4***	***3***	***10***	***8***	***13***	***5,5***	***7,5***	***2***	***1***	***5,5***	***12***
2 Oda –	**MAPE**	11	5	10	4	9	12	13	3	7	1	2	8	6
5. Küme	**MAE**	10	7	6	3	5	12	13	4	8	2	1	9	11
(252)	**Ortalama**	***10,5***	***6***	***8***	***3,5***	***7***	***12***	***13***	***3,5***	***7,5***	***1,5***	***1,5***	***8,5***	***8,5***
3 Oda –	**MAPE**	8	7	10	11	9	12	13	3	5	2	1	4	6
1. Küme	**MAE**	8	7	10	11	9	12	13	3	5	1	2	4	6
(2885)	**Ortalama**	***8***	***7***	***10***	***11***	***9***	***12***	***13***	***3***	***5***	***1,5***	***1,5***	***4***	***6***
3 Oda –	**MAPE**	5	9	6	3	7	11	13	4	10	2	1	8	12
2. Küme	**MAE**	6	8	5	3	7	11	13	4	10	2	1	9	12
(246)	**Ortalama**	***5,5***	***8,5***	***5,5***	***3***	***7***	***11***	***13***	***4***	***10***	***2***	***1***	***8,5***	***12***
3 Oda –	**MAPE**	10	11	6	5	9	12	13	3	7	2	1	4	8
3. Küme	**MAE**	9	11	6	5	8	12	13	3	7	2	1	4	10
(327)	**Ortalama**	***9,5***	***11***	***6***	***5***	***8,5***	***12***	***13***	***3***	***7***	***2***	***1***	***4***	***9***
3 Oda –	**MAPE**	7	11	9	10	8	12	13	3	5	2	1	4	6
4. Küme	**MAE**	6	11	7	10	8	12	13	3	5	2	1	4	9
(1333)	**Ortalama**	***6,5***	***11***	***8***	***10***	***8***	***12***	***13***	***3***	***5***	***2***	***1***	***4***	***7,5***
4 Oda –	**MAPE**	8	11	9	10	12	7	13	3	5	1	2	4	6
1. Küme	**MAE**	7	12	9	8	10	11	13	3	5	1	2	4	6
(1316)	**Ortalama**	***7,5***	***11,5***	***9***	***9***	***11***	***9***	***13***	***3***	***5***	***1***	***2***	***4***	***6***
4 Oda –	**MAPE**	8	9	1	2	6	11	13	5	7	4	3	10	12
2. Küme	**MAE**	8	10	1	2	6	11	13	5	7	3	4	9	12
(108)	**Ortalama**	***8***	***9,5***	***1***	***2***	***6***	***11***	***13***	***5***	***7***	***3,5***	***3,5***	***9,5***	***12***
4 Oda –	**MAPE**	6	12	7	8	9	11	13	3	5	2	1	4	10
3. Küme	**MAE**	6	12	7	8	9	11	13	3	5	2	1	4	10
(995)	**Ortalama**	***6***	***12***	***7***	***8***	***9***	***11***	***13***	***3***	***5***	***2***	***1***	***4***	***10***
5 Oda –	**MAPE**	11	8	5	6	10	12	13	4	7	2	1	3	9
1. Küme	**MAE**	10	9	4	3	8	11	13	5	7	2	1	6	12
(292)	**Ortalama**	***10,5***	***8,5***	***4,5***	***4,5***	***9***	***11,5***	***13***	***4,5***	***7***	***2***	***1***	***4,5***	***10,5***
5 Oda –	**MAPE**	7	3	2	1	4	8	11	12	10	6	5	9	13
2. Küme	**MAE**	10	3	1	2	4	8	11	12	9	6	5	7	13
(32)	**Ortalama**	***8,5***	***3***	***1,5***	***1,5***	***4***	***8***	***11***	***12***	***9,5***	***6***	***5***	***8***	***13***

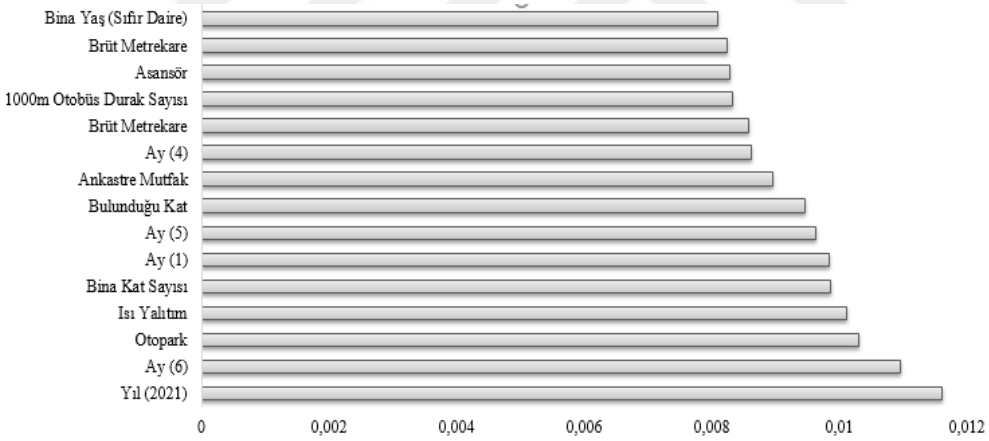
6 Oda (116)	**MAPE**	6	7	2	1	5	11	13	8	10	4	3	9	12
	MAE	7	6	2	1	5	11	13	8	9	4	3	10	12
	Ortalama	***6,5***	***6,5***	***2***	***1***	***5***	***11***	***13***	***8***	***9,5***	***4***	***3***	***9,5***	***12***
7 Oda (23)	**MAPE**	6	2	4	1	3	7	12	13	9	8	5	10	11
	MAE	7	1	4	2	3	8	11	12	9	6	5	10	13
	Ortalama	***6,5***	***1,5***	***4***	***1,5***	***3***	***7,5***	***11,5***	***12,5***	***9***	***7***	***5***	***10***	***12***
Genel Ortalama		***7,77***	***7,36***	***4,61***	***3,98***	***6,95***	***10,23***	***12,68***	***6,93***	***7,41***	***3,33***	***2,63***	***6,73***	***10,39***

Çizelge 4.31. Etimesgut ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		ElasticNet	**MARS**	**AdaBoost**	**XGBoost**	**RF**	**YSA**
1 Oda – 1. Küme (43)	**MAPE**	1	3	2	5	6	4
	MAE	2	3	1	5	6	4
	Ortalama	***1,5***	***3***	***1,5***	***5***	***6***	***4***
1 Oda – 2. Küme (28)	**MAPE**	2	4	6	3	5	1
	MAE	2	5	6	4	3	1
	Ortalama	***2***	***4,5***	***6***	***3,5***	***4***	***1***
1 Oda – 3. Küme (63)	**MAPE**	4	2	3	5	6	1
	MAE	4	2	3	5	6	1
	Ortalama	***4***	***2***	***3***	***5***	***6***	***1***
1 Oda – 4. Küme (171)	**MAPE**	6	1	2	3	4	5
	MAE	5	1	3	2	4	6
	Ortalama	***5,5***	***1***	***2,5***	***2,5***	***4***	***5,5***
1 Oda – 5. Küme (49)	**MAPE**	2	3	4	5	6	1
	MAE	3	2	4	5	6	1
	Ortalama	***2,5***	***2,5***	***4***	***5***	***6***	***1***
1 Oda – 6. Küme (465)	**MAPE**	6	4	2	5	3	1
	MAE	6	4	3	5	2	1
	Ortalama	***6***	***4***	***2,5***	***5***	***2,5***	***1***
2 Oda – 1. Küme (197)	**MAPE**	6	5	2	4	3	1
	MAE	6	3	2	4	5	1
	Ortalama	***6***	***4***	***2***	***4***	***4***	***1***
2 Oda – 2. Küme (97)	**MAPE**	4	2	3	6	5	1
	MAE	5	3	1	6	4	2
	Ortalama	***4,5***	***2,5***	***2***	***6***	***4,5***	***1,5***
2 Oda – 3. Küme (628)	**MAPE**	2	4	5	6	3	1
	MAE	2	5	4	6	3	1
	Ortalama	***2***	***4,5***	***4,5***	***6***	***3***	***1***
2 Oda – 4. Küme (395)	**MAPE**	5	6	2	4	3	1
	MAE	2	6	3	5	4	1
	Ortalama	***3,5***	***6***	***2,5***	***4,5***	***3,5***	***1***
2 Oda – 5. Küme (252)	**MAPE**	6	5	1	3	4	2
	MAE	5	6	4	2	3	1
	Ortalama	***5,5***	***5,5***	***2,5***	***2,5***	***3,5***	***1,5***
3 Oda – 1. Küme (2885)	**MAPE**	2	4	5	6	3	1
	MAE	2	4	5	6	3	1
	Ortalama	***2***	***4***	***5***	***6***	***3***	***1***
3 Oda – 2. Küme (246)	**MAPE**	4	5	2	6	1	3
	MAE	5	3	4	6	1	2
	Ortalama	***4,5***	***4***	***3***	***6***	***1***	***2,5***
3 Oda – 3. Küme (327)	**MAPE**	6	2	4	5	3	1
	MAE	6	1	4	5	2	3
	Ortalama	***6***	***1,5***	***4***	***5***	***2,5***	***2***
3 Oda – 4. Küme (1333)	**MAPE**	2	3	4	5	6	1
	MAE	3	2	5	6	4	1
	Ortalama	***2,5***	***2,5***	***4,5***	***5,5***	***5***	***1***
4 Oda – 1. Küme (1316)	**MAPE**	2	3	5	4	6	1
	MAE	2	3	6	5	4	1
	Ortalama	***2***	***3***	***5,5***	***4,5***	***5***	***1***
4 Oda – 2. Küme (108)	**MAPE**	5	6	2	1	3	4
	MAE	5	6	1	2	3	4
	Ortalama	***5***	***6***	***1,5***	***1,5***	***3***	***4***
4 Oda – 3. Küme (995)	**MAPE**	2	3	4	5	6	1
	MAE	2	4	5	6	3	1
	Ortalama	***2***	***3,5***	***4,5***	***5,5***	***4,5***	***1***
	MAPE	2	3	4	5	6	1

5 Oda – 1. Küme (292)	**MAE**	2	4	5	6	3	1
	Ortalama	***2***	***3,5***	***4,5***	***5,5***	***4,5***	***1***
5 Oda – 2. Küme (32)	**MAPE**	2	4	3	5	6	1
	MAE	2	4	3	5	6	1
	Ortalama	***2***	***4***	***3***	***5***	***6***	***1***
6 Oda (116)	**MAPE**	3	2	4	6	5	1
	MAE	2	3	5	6	4	1
	Ortalama	***2,5***	***2,5***	***4,5***	***6***	***4,5***	***1***
7 Oda (23)	**MAPE**	4	5	1	2	6	3
	MAE	4	6	1	2	5	3
	Ortalama	***4***	***5,5***	***1***	***2***	***5,5***	***3***
Genel Ortalama		***3,52***	***3,61***	***3,36***	***4,61***	***4,16***	***1,73***

Etimesgut ilçesi kapsamında genel model performansları Çizelge 4.30 ve Çizelge 4.31'de gösterilmektedir. Bu çizelgelerden görülebileceği üzere öncül modeller içerisinde tüm veri seti kapsamında en iyi model 2,63 ortalama sıralama puanı ile XGBoost olurken meta modeller açısından ise 1,73 ortalama sıralama puanı ile YSA en iyi performans gösteren modeller olmuştur. Her ne kadar her bir veri seti kapsamında farkı modeller daha iyi sonuçlar sergilemiş olsalar da eğer Etimesgut ilçesi kapsamında tek bir öncül model veya tek bir meta model seçilmesi gerekir ise bu modellerin seçilmesi uygun olacaktır.



Şekil 4.7. Etimesgut ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler

Şekil 4.7'da Etimesgut ilçesi kapsamında oluşturulan tüm veri kümeleri ve tüm öncül modeller için özellik seçimi sonrasında en çok kullanılan ilk 15 değişkene ait kullanım oranları sunulmaktadır. Burada oluşturulan sıralama modelleme esnasında özellik seçim aşamasında en çok seçilen özelliklere göre yapılan bir sıralama ile elde edilmiştir. Bu neticede Şekil 4.7'de de görülmekte olduğu üzere Yıl (2021) değişkeni modellerin oluşturulmasında en çok seçilen özellik iken sırasıyla Ay (6), Otopark ve Isı Yalıtımı gibi özellikler bu özelliklerin hemen ardından gelmektedir. Ayrıca burada da diğer ilçelerde olduğu gibi Ay (5), Ay (6), Ay (1) ve Yıl (2021) gibi zaman değişkenlerinin varlığı tahmin

edilebileceği gibi çok dalgalı olan bir periyot kapsamında zaman kavramının önemini ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.32. Gölbaşı ilçesine ait tüm model sonuçları

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 Oda - 1. Küme (41)	MARS	0,087	47778	***1,02***	***9,25***	0,088	55204	***1***	***7,32***	0,159	119050	1,05	20,15	0,103	61863	***1,01***	***10,06***	0,076	61165	***1***	***7,88***	0,103	69012	***1,02***	***10,93***
	ÇDR	0,058	28488	***1***	***7,19***	0,041	30467	***1***	***3,83***	0,083	54522	***1,01***	***8,94***	0,086	42637	***1,01***	***8,12***	0,063	54384	***1***	***6,25***	0,066	42100	***1***	***6,87***
	Lasso	0,061	32880	***1***	***6,29***	0,052	31750	***1***	***5,4***	**0,031**	**24496**	***1***	***3,06***	0,112	56367	***1,01***	***13,22***	0,046	38733	***1***	***4,88***	0,06	36845	***1***	***6,57***
	Ridge	**0,048**	**21491**	***0,99***	***6,04***	**0,044**	**25453**	***0,99***	***5,13***	0,061	50457	***1,02***	***6,18***	**0,058**	**28385**	***1,01***	***3,74***	0,033	27992	***1***	***3,35***	**0,049**	**30756**	***1***	***4,89***
	ElasticNET	0,092	47491	***0,98***	***9,35***	0,052	30405	***1***	***6,73***	0,129	102160	1,04	***14,06***	0,06	31651	***1***	***10,25***	**0,03**	**23170**	***1***	***3,12***	0,073	46975	***1***	***8,7***
	KNN	0,111	56500	***1,01***	***12,09***	0,103	50062	***1,02***	***10,24***	0,141	95125	1,04	***13,59***	0,098	47859	***1,02***	***8,03***	0,082	68185	***1,01***	***12,06***	0,107	63546	***1,02***	***11,2***
	DVR	0,292	127962	1,05	21,88	0,222	147390	1,09	22,49	0,386	247202	1,22	39,17	0,307	139562	1,05	20,55	0,256	236034	1,05	20,98	0,293	179630	1,09	25,01
	LGBM	0,354	155523	1,05	21,87	0,237	147500	1,09	22,51	0,406	247375	1,22	39,21	0,352	157856	1,05	20,57	0,244	225990	1,05	21,7	0,319	186849	1,09	25,17
	RF	0,134	63582	***1,02***	***11,26***	0,123	63892	***1,03***	***12,28***	0,227	144411	1,12	22,52	0,102	58491	***1,03***	***10,21***	0,07	61312	***1,01***	***5,92***	0,131	78338	1,04	***12,44***
	CatBoost	0,076	37348	***1,01***	***9,48***	0,085	41288	***1,02***	***8,59***	0,188	118535	1,09	19,61	0,107	50763	***1,02***	***9,92***	0,055	48442	***1,01***	***8,34***	0,102	59275	***1,03***	***11,19***
	XGBoost	0,054	28221	***1,01***	***6,38***	0,087	46434	***1,01***	***8,36***	0,129	78880	1,05	***14,66***	0,081	40325	***1,01***	***8,41***	0,035	33137	***1,01***	***4,5***	0,077	45399	***1,02***	***8,46***
	AdaBoost	0,117	55750	***1,02***	***15,69***	0,194	91125	1,05	19,72	0,186	117812	1,08	23,83	0,127	69316	***1,01***	18,45	0,118	104593	***1,01***	26,37	0,148	87719	1,03	20,81
	YSA	0,174	89297	1,03	16,46	0,229	156189	1,08	23,28	0,245	182573	1,14	25,12	0,203	110356	1,04	21,19	0,194	178441	1,03	16,32	0,209	143371	1,06	20,47
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,066	30631	***0,99***	***6,24***	0,035	22819	***1***	***4,52***	0,043	32642	***1,01***	***3,18***	0,07	32906	***1,01***	***5,04***	0,032	28366	***1***	***3,2***	0,049	29473	***1***	***4,44***
	MARS	0,049	23803	***1***	***5,38***	0,041	23484	***0,99***	***6,41***	0,053	38184	***1,02***	***5,03***	0,06	27512	***1,01***	***5,32***	0,025	19698	***1***	***2,68***	0,046	26536	***1***	***4,96***
	AdaBoost	**0,023**	**11250**	***1***	***3,38***	0,039	28750	***1***	***2,46***	0,083	52625	***1,03***	***8,12***	0,034	18348	***1***	***3,49***	**0,015**	**13333**	***1***	***1,46***	0,039	24861	***1,01***	***3,78***
	XGBoost	0,031	15186	***1***	***2,94***	0,026	16663	***1***	***2,71***	0,072	47455	***1,02***	***8,5***	0,034	18184	***1,01***	***3,92***	0,03	23449	***1***	***3,08***	0,039	24187	***1,01***	***4,23***
	RF	0,033	16730	***1***	***5,52***	0,05	33664	***1***	***4,5***	0,096	62374	***1,05***	***9,55***	**0,024**	**14238**	***1,01***	***2,85***	0,016	13378	***1***	***1,54***	0,044	28077	***1,01***	***4,79***
	YSA	0,037	17857	***1***	***5,14***	**0,02**	**13418**	***1***	***3,87***	**0,037**	**20183**	***1,02***	***3,64***	0,036	21305	***1,01***	***3,41***	0,03	26890	***1***	***3,44***	**0,032**	**19931**	***1,01***	***3,9***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 Oda - 2. Küme (66)	MARS	0,083	77553	***1,01***	***8,19***	0,048	59164	***1***	***6,07***	0,092	119741	1,04	17,31	0,227	134067	1,08	26,75	0,12	179494	***1***	***10,21***	0,114	114004	***1,03***	***13,71***
	ÇDR	**0,025**	26983	***1***	***6,72***	0,058	68139	***1,01***	***5,76***	**0,057**	**51326**	***1***	20,25	0,099	70424	***1,02***	***8,24***	0,084	138090	***1***	***12,09***	0,065	70992	***1,01***	***10,61***
	Lasso	0,026	**25894**	***1***	***2,59***	0,065	94822	***1,01***	23,62	0,104	108105	***1,02***	17,43	0,084	82593	***0,99***	***10,87***	0,088	133698	***1***	***9,29***	0,073	89022	***1***	***12,76***
	Ridge	0,055	48384	***1***	***7,12***	**0,031**	**46048**	***1,01***	***3,85***	0,075	76945	***1***	***11,07***	**0,068**	**52948**	***1,01***	***8,1***	**0,057**	**84135**	***1***	***6,57***	**0,057**	**61692**	***1***	***7,34***
	ElasticNET	0,07	70716	***0,99***	***6,96***	0,064	91683	***1,01***	***11,72***	0,096	102156	***1,02***	16,98	0,09	80433	***1,01***	***8,95***	0,076	118029	***1***	***7,43***	0,079	92603	***1,01***	***10,41***
	KNN	0,087	85000	***1***	22,85	0,047	59208	***1,01***	***3,92***	0,129	149712	1,06	20,34	0,277	144981	1,13	30,99	0,222	314821	0,97	20,58	0,152	150744	1,03	19,74
	DVR	0,343	277750	1,05	18,9	0,24	405215	1,08	28,2	0,397	381120	1,13	21,07	0,48	297890	1,14	30,14	0,283	472736	1,03	***13,29***	0,349	366942	1,09	22,32
	LGBM	0,115	102764	***1,02***	***12,01***	0,065	83468	***1,01***	***9,37***	0,125	130919	1,03	23,73	0,198	139187	1,06	22,78	0,109	170478	***1***	***11,37***	0,122	125363	***1,02***	15,85
	RF	0,116	103047	***1,01***	***12,58***	0,052	70916	***1,01***	***13,53***	0,137	144214	1,05	20,05	0,285	164105	1,11	27,56	0,145	210106	***0,99***	***13,81***	0,147	138478	1,03	17,51
	CatBoost	0,05	46511	***1***	***4,92***	0,054	78316	***1,01***	***14,56***	0,129	141257	1,06	17,24	0,228	141765	1,08	22,49	0,093	142653	***1***	***10,09***	0,111	110100	***1,03***	***13,86***
	XGBoost	0,046	45453	***1***	***6,12***	0,039	52447	***1,01***	***8,24***	0,071	88582	1,03	***9,57***	0,209	127770	1,08	20,54	0,114	172771	***1***	***11,71***	0,096	97405	***1,02***	***11,24***
	AdaBoost	0,047	47308	***1***	***12,57***	0,117	153987	***1,02***	37,88	0,189	206154	1,07	25,64	0,317	222385	1,1	28,99	0,136	200790	***0,99***	16,46	0,161	166125	1,04	24,31
	YSA	0,139	129334	***1***	***12,92***	0,195	297795	***1,02***	***13,99***	0,124	168822	1,06	15,33	0,249	145309	1,08	23,69	0,272	425493	***1***	***14,82***	0,196	233351	1,03	16,15
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,033	30321	***1***	***5,79***	0,033	42910	***1***	***2,84***	0,052	53562	***1***	***5,85***	0,062	48390	***1,01***	***7,13***	0,036	55804	***1***	***4,65***	0,043	46197	***1***	***5,25***
	MARS	0,036	32550	***1***	***5,99***	0,04	54389	***1***	***3,41***	0,057	60819	***1,01***	***9,12***	0,066	49225	***1,01***	***7,21***	**0,033**	**51584**	***1***	***4,42***	0,046	49713	***1***	***6,03***

	AdaBoost	**0,026**	**24000**	***1***	***8,97***	0,035	45000	***1,01***	***3,75***	0,039	**41731**	***1,01***	***6,31***	0,075	**41060**	***1,03***	***12,33***	0,049	74893	***1***	***8,95***	0,045	**45337**	***1,01***	***8,06***
	XGBoost	0,036	37507	***1***	***6,89***	0,035	45921	***1,01***	***3,59***	**0,038**	43972	***1,01***	***8,6***	0,088	55856	***1,03***	***11,06***	0,043	72103	***1***	***6,36***	0,048	51072	***1,01***	***7,3***
	RF	0,033	31492	***1***	***13,18***	0,034	**42885**	***1,01***	***3,82***	0,046	51113	***1,01***	***9,41***	0,096	57953	***1,04***	***8,56***	0,049	79261	***1***	***5,94***	0,052	52541	***1,01***	***8,18***
	YSA	0,032	29831	***1***	***5,83***	**0,033**	44678	***1,01***	***4***	0,043	41115	***1***	***8,71***	**0,057**	47889	***1,01***	***6,67***	0,041	65847	***1***	***5,65***	**0,041**	45872	***1***	***6,17***
1 Oda - 3. Küme (76)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,116	95585	***1***	***11,51***	0,059	54142	***1***	***7,16***	0,15	133500	***0,99***	***14,97***	0,056	42446	***1***	***5,72***	0,09	128327	***1***	***9,76***	0,094	90800	***1***	***9,82***
	ÇDR	0,108	96792	***1,03***	***11,17***	0,103	83739	***1***	***10,77***	0,152	130214	***1,02***	21,83	0,072	58140	***1,01***	***7,14***	0,141	180715	***0,99***	***16***	0,115	109920	***1,01***	***13,38***
	Lasso	**0,079**	**62854**	***1,02***	***11,57***	0,039	31426	***1,01***	***3,87***	0,106	89340	***1***	***10,78***	0,077	60713	***1***	***6,47***	0,068	87126	***1***	***6,98***	0,074	66292	***1,01***	***7,93***
	Ridge	0,082	65234	***1,01***	***8,3***	**0,034**	**28237**	***1***	***3,96***	0,1	**87009**	***1,01***	***11,2***	0,067	51599	***1***	***6,18***	**0,047**	**68575**	***1***	***5,26***	**0,066**	**60131**	***1***	***6,98***
	ElasticNET	0,092	78862	***1,01***	***9,39***	0,063	51526	***1,01***	***6,34***	0,138	118937	1,04	***13,29***	0,097	72916	***1,01***	***8,86***	0,07	94752	***1***	***7,11***	0,092	83399	***1,01***	***9***
	KNN	0,152	118967	***1,01***	***12,18***	0,059	53411	***1***	***5,83***	0,152	136250	1,05	21,62	**0,052**	43256	***1***	***6,51***	0,144	206125	***1,01***	***11,76***	0,112	111602	***1,01***	***11,58***
	DVR	0,287	199864	1,09	22,43	0,121	141193	***1,05***	***12,41***	0,268	243079	1,12	29,02	0,184	140333	***1,03***	***8,14***	0,325	486241	1,06	18,07	0,237	242142	1,07	18,01
	LGBM	0,123	86809	***1,02***	***12,58***	0,067	66152	***1,02***	***6,74***	0,136	131386	1,03	22,96	0,079	64211	***1***	***6***	0,141	186598	***1***	***13,72***	0,109	107031	***1,01***	***12,4***
	RF	0,147	99412	1,04	***13,91***	0,062	53703	***1***	***6,36***	0,125	107548	1,04	16,21	0,069	54493	***1,01***	***6,49***	0,093	130588	***1***	***7,62***	0,099	89149	***1,02***	***10,12***
	CatBoost	0,117	81650	***1,03***	***11,44***	0,042	32956	***1,01***	***6,49***	**0,098**	89004	1,04	***10,46***	0,063	46368	***1,01***	***6,12***	0,094	127035	***1***	***8,44***	0,083	75403	***1,02***	***8,59***
	XGBoost	0,095	70311	***1,02***	***10,33***	0,053	46720	***1***	***8,3***	0,104	97382	***1,02***	***10,45***	0,063	50139	***1,01***	***6,5***	0,078	102783	***1***	***8,13***	0,079	73467	***1,01***	***8,74***
	AdaBoost	0,137	92414	***1,03***	***13,58***	0,098	81600	***1***	***11,56***	0,194	159711	1,05	20,08	0,055	**41654**	***1***	***5***	0,11	148122	***1***	***12,46***	0,119	104700	***1,02***	***12,54***
	YSA	0,143	114757	***1,02***	***12,03***	0,132	123275	***1,01***	***12,43***	0,136	130816	1,04	15,34	0,1	84096	***0,99***	***10,08***	0,174	234770	***1***	***11,72***	0,137	137543	***1,01***	***12,32***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,079	62998	***1,01***	***8,62***	0,027	21964	***1***	***3,7***	0,084	71825	***0,99***	***8,42***	0,058	44954	***1***	***5,69***	0,047	62648	***1***	***5,37***	0,059	52878	***1***	***6,36***
	MARS	0,077	57429	***1,01***	***7,67***	0,033	29430	***1***	***3,29***	0,093	74950	***1,01***	***10,7***	0,059	44586	***1,01***	***6,61***	**0,045**	**58872**	***1***	***4,73***	0,061	53053	***1,01***	***6,6***
	AdaBoost	0,084	64161	***1,02***	***8,28***	0,028	25400	***1***	***2,32***	**0,064**	**59933**	***1,01***	***6,48***	**0,039**	**29585**	***1***	***3,38***	0,052	70104	***1,01***	***5,94***	0,053	49837	***1,01***	***5,28***
	XGBoost	0,087	66136	***1,02***	***8,81***	0,028	23856	***1***	***2,79***	0,079	65735	***1***	***8,05***	0,042	30343	***1***	***4,13***	0,057	73866	***1***	***5,53***	0,059	51987	***1***	***5,86***
	RF	0,087	62934	***1,02***	***8,72***	0,027	23195	***1***	***3,05***	0,076	66163	***1,01***	***8,08***	0,043	32029	***1,01***	***4,09***	0,059	81100	***1***	***5,57***	0,058	53084	***1,01***	***5,9***
	YSA	**0,066**	**49982**	***1,01***	***6,4***	**0,022**	**16948**	***1***	***2,59***	0,079	68702	***1***	***7,94***	0,045	35334	***1***	***4,36***	0,046	60675	***1***	***4,79***	**0,052**	**46328**	***1***	***5,22***
2 Oda - 1. Küme (148)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,118	153481	***1***	***12,03***	0,133	222349	***1,02***	***12,95***	0,148	221050	***1,02***	***13,53***	0,102	199414	***1,02***	***10,85***	0,134	269951	***1,02***	***13,51***	0,127	213249	***1,02***	***12,57***
	ÇDR	0,11	143976	***1,02***	***12,23***	0,158	291094	***1,01***	15,48	0,143	226078	1,03	15,16	0,192	324639	1,04	16,59	0,137	287781	***1,01***	***14,26***	0,148	254714	***1,02***	***14,74***
	Lasso	0,078	**91682**	***1,02***	***7,86***	0,088	**160122**	***1***	***8,72***	**0,065**	**101741**	***1***	***6,54***	0,158	247328	1,05	16,13	**0,056**	**109351**	***1,01***	***5,63***	0,089	142045	***1,02***	***8,98***
	Ridge	**0,071**	98571	***1,01***	***7,21***	**0,082**	160959	***1,01***	***10,88***	0,079	114977	***1,01***	***8,14***	0,087	**133391**	***1,02***	***9,56***	0,074	145987	***1,01***	***7,11***	**0,079**	**130777**	***1,01***	***8,58***
	ElasticNET	0,114	153284	***1,02***	***12,02***	0,095	191155	***1***	***9,64***	0,096	141902	***1,01***	***10,04***	**0,083**	149189	***1,02***	***8,29***	0,101	201816	***1,01***	***10,27***	0,098	167469	***1,01***	***10,05***
	KNN	0,227	258665	1,06	20,35	0,147	293497	1,04	***14,76***	0,21	275957	1,03	17,34	0,161	287626	1,04	16,55	0,126	247736	***1,01***	***14,62***	0,174	272696	1,04	16,72
	DVR	0,359	393747	1,09	26,12	0,208	440372	1,07	19,29	0,314	367261	1,08	23,6	0,232	442423	1,09	25,1	0,152	348163	1,03	***14,09***	0,253	398393	1,07	21,64
	LGBM	0,116	141688	***1,01***	***14,7***	0,115	211600	***1,02***	***15***	0,09	136019	***1,02***	***8,74***	0,111	196163	***1,03***	***10,94***	0,096	203137	***1,02***	***9,45***	0,106	177721	***1,02***	***11,77***
	RF	0,144	166454	1,04	***13,72***	0,107	215247	***1,03***	***11,92***	0,109	161530	***1,03***	***10,28***	0,131	232597	1,04	***13,11***	0,123	263860	***1,03***	***12,27***	0,123	207938	***1,03***	***12,26***
	CatBoost	0,09	106506	***1,02***	***9,01***	0,088	175010	***1,02***	***9,76***	0,069	120910	***1,02***	***6,93***	0,088	155522	***1,03***	***9,82***	0,089	189661	***1,02***	***7,82***	0,085	149522	***1,02***	***8,67***
	XGBoost	0,076	102389	***1,01***	***8,51***	0,096	168024	***1,01***	***10,2***	0,065	114128	***1,02***	***6,94***	0,09	152133	***1,03***	***10,46***	0,069	153714	***1,01***	***6,9***	0,079	138078	***1,02***	***8,6***
	AdaBoost	0,116	129023	***1,03***	***12,7***	0,146	265080	1,03	15,79	0,092	147170	***1,03***	***10,47***	0,133	231911	1,04	***13,84***	0,156	319128	***1,02***	***13,66***	0,129	218462	***1,03***	***13,29***
	YSA	0,11	147064	***1,02***	***10,69***	0,113	255562	***1,03***	***10,93***	0,098	163474	***1,03***	***10,25***	0,133	246883	1,04	***14,4***	0,286	572573	1,04	28,15	0,148	277111	1,03	14,88
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,06	81562	***1***	***6,45***	0,071	139261	***1***	***9,91***	0,056	84436	***1,01***	***5,6***	0,077	**115632**	***1,02***	***9***	0,066	132895	***1,01***	***6,76***	0,066	110757	***1,01***	***7,54***

	MARS	0,066	87779	***1,01***	***7,14***	0,088	161815	***1***	***9,65***	0,057	84057	***1,01***	***6,38***	**0,073**	118279	***1,02***	***8,83***	0,071	144551	***1,01***	***6,35***	0,071	119296	***1,01***	***7,67***
	AdaBoost	**0,06**	**75365**	***1,01***	***6,12***	0,084	159663	***1***	***7,9***	0,057	85707	***1,01***	***6,83***	0,082	136271	***1,02***	***8,7***	0,068	143549	***1,01***	***7,01***	0,07	120111	***1,01***	***7,31***
	XGBoost	0,066	79620	***1,01***	***6,56***	0,095	191585	***1,01***	***10,73***	0,065	97119	***1,01***	***6,6***	0,081	141798	***1,02***	***8,89***	0,073	150570	***1,01***	***6,8***	0,076	132138	***1,01***	***7,92***
	RF	0,074	85350	***1,01***	***7,11***	0,08	163236	***1,01***	***9,44***	0,058	91448	***1,01***	***6,79***	0,087	144668	***1,03***	***10,49***	0,07	144657	***1,01***	***6,83***	0,074	125872	***1,01***	***8,13***
	YSA	0,061	77269	***1,01***	***6,24***	**0,059**	**116874**	***1***	***6,98***	**0,051**	**75886**	***1***	***5,09***	0,076	121543	***1,02***	***8,47***	**0,055**	**112795**	***1,01***	***5,41***	**0,06**	**100873**	***1,01***	***6,44***
2 Oda - 2. Küme (62)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,106	164893	***0,99***	***12,78***	0,115	256155	***1,01***	***11,35***	0,12	187909	1,04	15,73	0,119	259275	***1,03***	***12,63***	0,104	221382	***1,01***	***13,23***	0,113	217923	***1,02***	***13,14***
	ÇDR	0,106	185825	***1,01***	***10,51***	0,114	267557	***1,01***	***10,69***	0,073	121692	***1,02***	***8,11***	0,097	196782	***1,03***	***14,46***	0,155	348905	***1,02***	***14,83***	0,109	224152	***1,02***	***11,72***
	Lasso	0,049	72891	***1***	***5,06***	0,087	194767	***1,02***	***9,23***	**0,062**	**94245**	***1***	***11,47***	0,08	111725	***1,02***	***7,76***	0,063	150376	***1***	***6,84***	0,068	124801	***1,01***	***8,07***
	Ridge	0,039	60638	***1***	***5,22***	**0,035**	**83710**	***1,01***	***2,69***	0,073	107659	***1,01***	***10,61***	**0,067**	**117262**	***1***	***5,45***	**0,065**	**141731**	***1***	***4,79***	**0,056**	**102200**	***1***	***5,75***
	ElasticNET	**0,039**	**60208**	***1***	***3,8***	0,056	114332	***1,01***	***5,41***	0,089	129597	***1,01***	***11,06***	0,098	169444	***1,02***	***10,12***	0,07	167534	***1***	***6,79***	0,07	128223	***1,01***	***7,44***
	KNN	0,184	292758	***0,99***	***12,27***	0,151	332208	***1,01***	***14,93***	0,202	351383	1,06	21,57	0,123	206626	***1,02***	***10,44***	0,157	354652	***1***	***14,54***	0,163	307525	***1,02***	***14,75***
	DVR	0,34	427457	1,05	15,9	0,174	407805	1,05	16,29	0,341	521916	1,13	25,65	0,285	422170	1,1	29,01	0,193	470777	***1,03***	***14,02***	0,267	450025	1,07	20,17
	LGBM	0,099	152564	***1,01***	***14,72***	0,174	386733	1,05	17,69	0,129	226040	1,03	18,76	0,131	284734	1,05	22,13	0,119	252674	***1,01***	***12,18***	0,13	260549	1,03	17,1
	RF	0,117	184053	***1***	***8,69***	0,114	270079	***1,03***	***11,6***	0,154	249077	1,05	***14,28***	0,125	267979	1,05	14,54	0,107	230770	***1,02***	***10,46***	0,123	240392	***1,03***	***11,91***
	CatBoost	0,057	90885	***1***	***5,54***	0,096	226216	***1,02***	***9,8***	0,125	203509	1,03	15,72	0,087	171110	1,04	***9,01***	0,094	195489	***1,01***	***9,42***	0,092	177442	***1,02***	***9,9***
	XGBoost	0,045	84473	***0,99***	***4,77***	0,07	161424	***1,01***	***7,12***	0,067	118931	***1,02***	***6,69***	0,074	161831	1,03	***8,38***	0,097	208399	***1,01***	***10,08***	0,071	147012	***1,01***	***7,41***
	AdaBoost	0,092	148917	***1***	***9,71***	0,153	336244	1,03	15,26	0,189	310389	1,04	19,19	0,139	297900	1,05	22,81	0,099	211849	***1,01***	***9,79***	0,134	261060	1,03	15,35
	YSA	0,164	217221	***1,03***	***12,9***	0,177	410795	***1,02***	***12,36***	0,16	323672	1,08	15,69	0,18	318811	1,05	18,01	0,159	377959	***1,02***	***13,33***	0,168	329692	1,04	14,46
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,031	45171	***1***	***3,98***	**0,03**	**72328**	***1,01***	***2,84***	0,048	74078	***1,02***	***5,07***	0,038	**58406**	***1***	***4,84***	0,06	135689	***1***	***4,63***	0,041	77134	***1,01***	***4,27***
	MARS	0,025	40112	***1***	***2,44***	0,043	98721	***1,01***	***4,22***	0,051	87146	***1,01***	***4,88***	0,046	82918	***0,99***	***5,56***	0,079	176713	***1***	***6,05***	0,049	97122	***1***	***4,63***
	AdaBoost	0,029	41292	***1,01***	***2,95***	0,06	119308	***1,01***	***6,87***	**0,027**	**41982**	***1,01***	***2,1***	0,039	76336	***1,01***	***4,05***	0,064	151142	***1***	***6,96***	0,044	86012	***1,01***	***4,59***
	XGBoost	**0,029**	**36760**	***1***	***4,16***	0,045	104901	***1,01***	***4,51***	0,034	49276	***1,01***	***3,31***	0,038	65189	***1,01***	***4,6***	0,057	129091	***1***	***7,55***	0,041	77043	***1,01***	***4,83***
	RF	0,037	50376	***1***	***3,61***	0,053	120540	***1,01***	***5,25***	0,035	55235	***1,01***	***4,25***	0,053	97939	***1,02***	***5,31***	0,062	134618	***1,01***	***5,45***	0,048	91742	***1,01***	***4,77***
	YSA	0,025	38000	***1***	***2,93***	0,033	79251	***1,01***	***3,29***	0,05	72679	***1,01***	***8,18***	**0,037**	62674	***1,01***	***5,32***	**0,047**	**105763**	***1***	***4,01***	**0,038**	**71673**	***1,01***	***4,75***
2 Oda - 3. Küme (70)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,125	123320	***1,01***	***12,59***	0,05	66227	***1***	***5,98***	0,156	155570	1,05	15,58	0,092	92995	***1,01***	***9,7***	0,078	110834	***1,01***	***7,74***	0,1	109789	***1,02***	***10,32***
	ÇDR	0,086	87189	***1,01***	***10,07***	0,114	161188	***1,02***	16,33	0,104	123789	***1,03***	***11,06***	0,1	107082	***1,01***	***9,6***	0,116	173426	***1,02***	***10,9***	0,104	130535	***1,02***	***11,59***
	Lasso	**0,071**	**76398**	***1,02***	***8,57***	**0,028**	**41691**	***1***	***2,84***	**0,036**	**43820**	***1,01***	***3,76***	**0,034**	**34683**	***1***	***3,56***	0,043	57318	***1***	***4,24***	**0,042**	**50782**	***1,01***	***4,59***
	Ridge	0,091	90336	***1,01***	***8,75***	0,053	75215	***1***	***7,22***	0,093	101875	***1,02***	***9,87***	0,049	51466	***1***	***4,84***	0,046	63073	***1***	***5,04***	0,066	76393	***1,01***	***7,14***
	ElasticNET	0,122	121001	***1,02***	***11,39***	0,092	123528	***1,01***	***9,54***	0,103	106160	***1,01***	***10,52***	0,074	76303	***1,01***	***8,3***	0,069	107372	***1,01***	***6,72***	0,092	106873	***1,01***	***9,29***
	KNN	0,124	122976	***1,02***	***13,04***	0,108	165952	***1,02***	***11,99***	0,096	97857	***1,02***	***8,41***	0,057	57296	***1,01***	***5,7***	0,075	109821	***1***	***7,34***	0,092	110780	***1,01***	***9,3***
	DVR	0,302	280400	1,04	***12,94***	0,206	327508	1,05	19,98	0,305	308108	1,08	19,74	0,162	166790	1,03	***14,22***	0,234	348089	***1,02***	***11,19***	0,242	286179	1,04	15,61
	LGBM	0,137	152153	***1,03***	***13,74***	0,13	177807	***1,03***	***12,3***	0,189	194763	1,06	17,21	0,09	95130	***1,01***	***8,94***	0,056	84428	***1,01***	***5,76***	0,12	140856	***1,03***	***11,59***
	RF	0,15	142239	***1,03***	***12,14***	0,097	146639	***1,03***	***10,36***	0,199	209739	1,07	17,92	0,104	103150	***1,02***	***10,44***	0,071	109186	***1,01***	***7,02***	0,124	142191	***1,03***	***11,58***
	CatBoost	0,087	86558	***1,01***	***10,22***	0,084	127373	***1,02***	***9,51***	0,155	169435	1,06	15,51	0,045	48384	***1***	***4,7***	0,065	100208	***1,01***	***6,28***	0,087	106392	***1,02***	***9,24***
	XGBoost	0,082	87057	***1,02***	***8,91***	0,056	88154	***1,01***	***8,11***	0,099	104417	1,03	***11,3***	0,044	46025	***1,01***	***4,41***	**0,034**	**49230**	***1***	***3,64***	0,063	74977	***1,01***	***7,27***
	AdaBoost	0,14	136469	***1,03***	***11,37***	0,096	150073	***1,02***	***9,86***	0,225	248571	1,08	22,72	0,091	92317	***1,01***	***9,01***	0,062	88929	***1***	***7,2***	0,123	143272	***1,03***	***12,03***
	YSA	0,145	152166	***1,02***	***13,93***	0,272	397702	1,03	20,77	0,222	238809	1,07	20,04	0,128	129152	***1,02***	***12,58***	0,203	301985	***1***	***13,15***	0,194	243963	***1,03***	16,09
	Meta Modeller																								

	ElasticNET	0,071	74535	1,01	7,87	0,033	46251	1	3,39	0,049	54060	1,01	5,68	0,028	29284	1	3,07	0,028	38442	1	2,63	0,042	48514	1	4,53
	MARS	0,065	70363	1,01	9,18	0,032	44542	1	3,23	0,05	55125	1,01	5,73	0,028	29754	1	3,22	0,035	47672	1	3,09	0,042	49491	1	4,89
	AdaBoost	0,062	66442	1,01	6,19	0,044	65434	1,01	6,04	0,065	68413	1,02	6,66	0,041	43214	1	4,11	0,047	68555	1	4,67	0,052	62412	1,01	5,53
	XGBoost	0,057	63269	1,01	5,82	0,045	67482	1,01	4,68	0,056	61566	1,01	7,47	0,03	31878	1	3,23	0,047	64637	1	5,06	0,047	57766	1,01	5,25
	RF	0,062	66607	1,01	7,52	0,04	61625	1,01	4,28	0,059	60128	1,02	6,03	0,031	33411	1	3,42	0,04	56280	1	4,19	0,046	55610	1,01	5,09
	YSA	0,069	74093	1,02	7,99	0,025	39784	1	2,85	0,048	55588	1,02	4,87	0,024	23156	1	2,57	0,025	34783	1	2,45	0,038	45481	1,01	4,15
		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD
2 Oda - 4. Küme (38)	MARS	0,245	85307	1,04	20,69	0,14	123138	1,01	13,69	0,176	150030	1,08	27,27	0,105	44860	0,99	9,15	0,055	37670	1	5,8	0,144	88201	1,02	15,32
	ÇDR	0,124	44653	1,03	13,04	0,067	54422	0,99	8,96	0,101	50307	1,01	19,17	0,087	39370	0,99	6,07	0,119	53187	1,03	17,23	0,1	48388	1,01	12,89
	Lasso	0,091	28044	1,02	8,77	0,09	104421	1,05	12,27	0,052	42950	1	5,91	0,068	26887	0,98	8,09	0,033	17994	1,01	4,47	0,067	44059	1,01	7,9
	Ridge	0,096	33397	1,03	9,6	0,064	64114	1,02	7,34	0,102	69427	1,05	11,68	0,067	28624	1	6,46	0,089	50239	0,99	8,67	0,084	49160	1,02	8,75
	ElasticNET	0,149	52751	1,02	18,57	0,103	89844	1,02	9,41	0,104	92634	1,07	12,56	0,095	38540	1,02	9,14	0,068	35429	1,01	8,13	0,104	61840	1,03	11,56
	KNN	0,449	152232	1,08	29,78	0,269	255938	1,06	23,09	0,238	127031	1,13	23,85	0,264	114167	1,03	22,68	0,121	88000	1,03	16,34	0,268	147474	1,07	23,15
	DVR	0,492	167125	1,1	23,87	0,362	344712	1,13	27,47	0,443	257745	1,28	43,84	0,313	125425	1,06	21,76	0,307	166427	1,12	34,02	0,383	212287	1,14	30,19
	LGBM	0,625	213475	1,1	23,87	0,334	322275	1,16	36,01	0,513	279375	1,31	48,14	0,41	166225	1,06	21,54	0,367	176031	1,15	40,18	0,45	231476	1,16	33,95
	RF	0,307	112272	1,04	17,9	0,149	159576	1,06	17,58	0,23	155419	1,16	23,03	0,133	51955	1,02	12,09	0,05	28275	1,01	8,68	0,174	101499	1,06	15,86
	CatBoost	0,193	71281	1,03	14,93	0,149	163276	1,07	19,46	0,211	162194	1,14	22,1	0,039	16800	1	3,93	0,049	29755	1	8,26	0,128	88661	1,05	13,74
	XGBoost	0,179	69591	1,02	17,54	0,105	103881	1,02	11,2	0,15	126678	1,07	12,71	0,029	11480	1	3,65	0,088	43615	1,01	12,72	0,11	71049	1,02	11,56
	AdaBoost	0,256	97500	1,03	22,67	0,128	131250	1,04	14,83	0,233	195000	1,18	25,9	0,055	26250	1	7,66	0,178	86833	1,02	29,18	0,17	107367	1,05	20,05
	YSA	0,194	86421	1,06	19,31	0,324	335583	1,14	33,04	0,452	328851	1,38	58,72	0,137	72710	1,02	14,11	0,438	288404	1,21	52,06	0,309	222394	1,16	35,45
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,105	38875	1,02	10,25	0,03	26004	1	3,01	0,051	27494	1	7,8	0,045	19437	0,99	4,3	0,061	37427	1	5,28	0,058	29847	1	6,13
	MARS	0,087	28780	1,03	8,89	0,047	40655	0,99	4,55	0,057	37061	1,02	9,32	0,045	19437	0,99	4,3	0,057	31798	0,99	4,3	0,059	31546	1	6,27
	AdaBoost	0,074	20000	1,03	8,51	0,025	22625	1	3,31	0,033	20625	1	3,02	0,029	15000	1,01	3,13	0,018	8500	1	2,07	0,036	17350	1,01	4,01
	XGBoost	0,088	25494	1,03	8,82	0,049	46319	1,01	5,48	0,042	31899	1,02	7,33	0,064	26086	0,99	6,59	0,05	30866	1	5,63	0,059	32133	1,01	6,77
	RF	0,104	33926	1,02	10,26	0,051	51746	1,02	5,28	0,057	48336	1,04	5,87	0,018	7712	1	1,33	0,065	42854	1	6,76	0,059	36915	1,02	5,9
	YSA	0,081	27911	1,02	9,35	0,052	53000	1,01	5,67	0,045	25328	1,01	7,27	0,034	16524	1	3,23	0,044	22228	1,01	6,34	0,051	28998	1,01	6,37
		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD	MAPE	MAE	PRD	COD
2 Oda - 5. Küme (44)	MARS	0,105	100965	1,02	14,38	0,122	134588	1,01	18,09	0,33	230642	1,1	28,75	0,11	72166	1,01	16,16	0,062	75353	1,01	6,02	0,146	122743	1,03	16,68
	ÇDR	0,06	53259	1,01	8,05	0,079	87725	1,01	12,97	0,148	90378	1,06	14,9	0,065	44293	1,01	8,9	0,078	84153	1	7,55	0,086	71962	1,02	10,47
	Lasso	0,047	36823	1,01	15,3	0,062	67730	1	10,7	0,074	43800	0,99	7,48	0,104	66634	1	11,4	0,124	125117	1,02	12,42	0,082	68021	1	11,46
	Ridge	0,062	57564	1,01	5,32	0,058	53359	1	5,87	0,088	61049	1,01	8,35	0,051	32976	1	5,31	0,039	40595	1	4,74	0,06	49109	1	5,92
	ElasticNET	0,091	77347	1,01	16,45	0,129	117406	1,01	19,57	0,237	133668	1,1	22,83	0,09	58324	0,99	12,3	0,097	111677	1,01	9,21	0,129	99684	1,02	16,07
	KNN	0,133	137111	1,05	13,07	0,125	135130	1,02	12,92	0,303	160556	1,12	25,37	0,152	90358	1,03	11,21	0,128	147969	1,02	12,48	0,168	134225	1,05	15,01
	DVR	0,251	207875	1,08	19,06	0,264	289444	1,04	20,07	0,512	321493	1,18	28,14	0,332	193336	1,06	22,97	0,31	367190	1,05	17,4	0,334	275868	1,08	21,53
	LGBM	0,282	223530	1,08	19,33	0,192	207397	1,04	20,07	0,537	332921	1,18	28,13	0,368	215333	1,06	22,99	0,276	322417	1,05	17,42	0,331	260320	1,08	21,59
	RF	0,121	125360	1,04	12,09	0,134	137681	1,02	13,73	0,335	175911	1,14	27,36	0,112	73223	1,02	7,45	0,151	165289	1,04	13,71	0,171	135493	1,05	14,87
	CatBoost	0,089	105179	1,04	9,04	0,14	144347	1,02	14,3	0,323	197917	1,13	27,46	0,079	56189	1,01	7,5	0,151	163532	1,03	14,05	0,156	133433	1,05	14,47
	XGBoost	0,087	93023	1,03	7,34	0,09	87504	1,02	11,08	0,323	169915	1,12	27,87	0,097	67988	1,01	10,82	0,087	90012	1	9,31	0,137	101688	1,04	13,28
	AdaBoost	0,146	152593	1,06	16,67	0,273	277778	1,03	41,44	0,307	185480	1,15	28,78	0,138	94000	1,01	11,12	0,251	286250	1,06	19,28	0,223	199220	1,06	23,46
	YSA	0,148	156102	1,06	14,76	0,265	294161	1,03	16,92	0,299	201366	1,14	27,24	0,15	95848	1,02	12,73	0,297	338567	1,01	11,98	0,232	217209	1,05	16,73

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,062	54088	1	3,79	0,034	31451	1	4	0,071	53737	1,02	7,06	0,052	34656	1	5,05	0,027	30081	1	4,29	0,049	40803	1	4,84
	MARS	0,062	55011	1	4,42	0,04	36586	1	4,45	0,073	54271	1,03	7,4	0,037	26671	1	2,86	0,026	29110	1	4,22	0,048	40330	1,01	4,67
	AdaBoost	0,046	45556	1,01	3,91	0,034	35278	1	6,35	0,124	73222	1,04	10,94	0,056	39670	1	8,74	0,046	52406	1	4,81	0,061	49226	1,01	6,95
	XGBoost	0,041	37134	1	2,68	0,045	48067	1	6,46	0,116	74786	1,05	11,36	0,045	30637	1	4,54	0,053	68427	1,01	5,43	0,06	51810	1,01	6,09
	RF	0,053	53212	1,01	4,39	0,039	39113	1	5,08	0,142	80073	1,06	13,91	0,056	40444	1	7,15	0,045	56419	1,01	4,28	0,067	53852	1,02	6,96
	YSA	0,032	24171	1	6,86	0,034	31709	1	3,45	0,065	49484	1,02	6,39	0,034	23610	1	3,58	0,039	40108	1	4,03	0,041	33816	1	4,86
3 Oda - 1. Küme (235)		**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,134	84428	1,02	12,81	0,144	120774	1,02	15,23	0,129	138071	1,04	12,98	0,152	108414	1,02	13,85	0,137	126847	1,02	14,51	0,139	115707	1,02	13,88
	ÇDR	0,133	81129	1,03	13,14	0,118	98488	1,01	12,54	0,215	250646	1,03	22,14	0,141	100666	1,04	14,12	0,125	127370	1,01	18,2	0,146	131660	1,02	16,03
	Lasso	0,116	73611	1,01	11,62	0,11	91182	1,01	11,04	0,123	127546	1,01	11,79	0,129	89459	1,02	13,2	0,122	116785	1,01	12,94	0,12	99717	1,01	12,12
	Ridge	0,108	73251	1	13,67	0,125	104845	1,02	12,43	0,1	100238	1,01	9,63	0,114	78778	1,02	11,41	0,104	96584	1,02	11,43	0,11	90739	1,01	11,71
	ElasticNET	0,114	76151	1,01	10,28	0,143	119209	1,02	14,07	0,142	157969	1,05	14,27	0,14	97521	1,02	13,3	0,144	129105	1,04	14,55	0,137	115991	1,03	13,29
	KNN	0,17	106822	1,02	13,89	0,191	174430	1,05	20,64	0,194	203791	1,08	20,76	0,158	110498	1,04	15,16	0,165	182416	1,02	22,98	0,176	155591	1,04	18,69
	DVR	0,331	215579	1,1	28,52	0,271	237733	1,13	27,57	0,325	363118	1,19	31,89	0,342	215176	1,13	28,5	0,284	315618	1,1	27,08	0,311	269445	1,13	28,71
	LGBM	0,1	56975	1,02	10,87	0,138	117957	1,02	13,71	0,138	164703	1,06	14,1	0,123	85161	1,03	12,34	0,109	113447	1,01	14,52	0,122	107649	1,03	13,11
	RF	0,155	89510	1,04	13,44	0,141	121047	1,04	15,11	0,191	215994	1,1	18,92	0,17	104050	1,05	14,81	0,122	123812	1,04	13,95	0,156	130883	1,05	15,25
	CatBoost	0,085	54200	1,02	9,54	0,113	95104	1,03	12,17	0,125	151641	1,06	13,33	0,105	70352	1,03	9,88	0,108	107051	1,02	14,92	0,107	95670	1,03	11,97
	XGBoost	0,088	53191	1,02	8,7	0,1	90562	1,02	10,45	0,122	145326	1,06	12,29	0,116	74185	1,03	11,02	0,09	97271	1	9,34	0,103	92107	1,03	10,36
	AdaBoost	0,111	66484	1,03	11	0,146	126233	1,03	17,39	0,194	215853	1,09	19,76	0,123	87489	1,03	11,7	0,145	164976	1,01	24,1	0,144	132207	1,04	16,79
	YSA	0,131	88266	1	12,17	0,156	141192	1,01	15,58	0,158	200070	1,06	15,22	0,137	100766	1,03	11,98	0,152	165288	1,04	15,39	0,147	139116	1,03	14,07
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,09	58769	1	10,93	0,116	95126	1,01	11,59	0,089	94978	1,02	8,87	0,106	71675	1,02	10,17	0,084	85927	1	10,25	0,097	81295	1,01	10,36
	MARS	0,085	54296	1,01	9,58	0,104	88792	1,01	10,21	0,08	77855	1,01	8,24	0,103	72053	1,02	9,77	0,086	91211	1,01	9,47	0,092	76841	1,01	9,45
	AdaBoost	0,065	39526	1,01	6,56	0,099	87936	1,01	10,44	0,095	111322	1,03	9,39	0,094	65439	1,03	9,37	0,091	98133	1	10,89	0,089	80471	1,02	9,33
	XGBoost	0,077	51024	1,01	7,64	0,105	88567	1,01	10,78	0,095	114927	1,03	9,44	0,091	60919	1,02	9,59	0,088	94640	1,01	10,52	0,091	82015	1,02	9,59
	RF	0,076	47670	1,01	8,43	0,099	84797	1,01	11,22	0,098	117087	1,03	9,28	0,101	68867	1,03	9,5	0,092	93671	1,01	10,86	0,093	82418	1,02	9,86
	YSA	0,074	45919	1,02	7,45	0,096	86535	1,02	10,74	0,096	107013	1,02	8,73	0,099	71484	1,03	9,91	0,081	81767	1,01	8,64	0,089	78544	1,02	9,09
3 oda - 2. Küme (121)		**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,132	233673	1,01	13,18	0,101	193450	1	9,86	0,096	164465	1	9,36	0,104	199057	1,01	10,42	0,113	253626	1,02	11,37	0,109	208854	1,01	10,84
	ÇDR	0,17	293216	1	30,37	0,097	185299	1	9,59	0,148	278685	1,02	17,34	0,123	227561	1,02	12,3	0,171	356244	1,04	19,58	0,142	268201	1,02	17,84
	Lasso	0,068	108770	1,01	8,72	0,056	110177	1	5,4	0,088	168960	1,01	8,97	0,07	126299	1,01	7,17	0,079	132965	1,02	8,09	0,072	129434	1,01	7,67
	Ridge	0,079	123151	1,02	10,07	0,06	117368	1	5,8	0,082	136954	1,01	7,92	0,056	102694	1	5,84	0,085	151280	1,02	8,93	0,072	126289	1,01	7,71
	ElasticNET	0,137	233299	1,01	24,39	0,067	126718	1	6,63	0,111	188605	1,01	11,74	0,094	182213	1,01	10,04	0,118	229671	1,02	11,54	0,105	192101	1,01	12,87
	KNN	0,179	231302	1,07	17,2	0,095	178971	1	9,67	0,153	268164	1,04	15,34	0,113	216980	1,01	11,53	0,13	320069	1,04	13,97	0,134	243097	1,03	13,54
	DVR	0,358	470790	1,14	34,13	0,127	264379	1,03	13,28	0,363	546663	1,15	31,97	0,168	299657	1,05	16,62	0,225	506451	1,09	23,5	0,248	417588	1,09	23,9
	LGBM	0,106	162592	1,01	10,9	0,091	182146	1,01	10,17	0,122	205210	1,02	12,46	0,093	178673	1,01	8,59	0,123	265751	1,03	16,97	0,107	198874	1,02	11,82
	RF	0,141	200845	1,03	12,23	0,074	142966	1	7,01	0,139	241061	1,04	12,92	0,098	184535	1,02	9,37	0,134	301079	1,05	13,68	0,117	214097	1,03	11,04
	CatBoost	0,111	173614	1,01	11,13	0,056	110931	1,01	5,87	0,079	142627	1,02	7,98	0,072	141781	1,01	7,99	0,124	243677	1,05	12,86	0,088	162526	1,02	9,17
	XGBoost	0,087	148668	1,01	8,54	0,063	122632	1	6,27	0,076	147135	1,02	8,05	0,071	137718	1	7,77	0,109	220609	1,03	11,29	0,081	155352	1,01	8,38
	AdaBoost	0,158	256344	1,02	15,13	0,078	152992	1,01	8,12	0,109	197512	1,02	12,35	0,09	176891	1,01	9,07	0,135	289349	1,05	16,57	0,114	214618	1,02	12,25

	YSA	0,202	352881	1,06	20,25	0,121	250610	1,02	12,28	0,153	275413	1,03	15,13	0,131	256253	1,01	12,06	0,223	543495	1,05	15,86	0,166	335730	1,03	15,12
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,058	97320	1,01	7,93	0,055	107791	1	4,92	0,074	136251	1	7,37	0,041	74686	1	4,23	0,074	127717	1,02	7,24	0,06	108753	1,01	6,34
	MARS	0,059	95998	1,01	7,59	0,052	101726	1	4,41	0,072	135411	1,01	7,32	0,049	87777	1	4,93	0,071	143699	1,01	6,62	0,061	112922	1,01	6,17
	AdaBoost	0,059	95417	1,01	6,35	0,051	101806	1	5,35	0,048	94553	1,01	5	0,042	79228	1	4,24	0,087	177195	1,03	8,31	0,057	109640	1,01	5,85
	XGBoost	0,066	101761	1,01	8,39	0,05	96823	1	4,94	0,07	137296	1,01	6,73	0,044	87173	1	4,38	0,086	169459	1,03	8,6	0,063	118502	1,01	6,61
	RF	0,07	107929	1,02	9,34	0,05	97888	1	4,43	0,064	122091	1,01	6,5	0,045	87660	1,01	4,43	0,089	174270	1,03	8,43	0,064	117968	1,01	6,63
	YSA	0,052	82654	1,01	7,94	0,039	77614	1	3,97	0,062	123172	1,01	6,28	0,047	81921	1	4,72	0,072	106341	1,03	7,15	0,054	94340	1,01	6,01
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 Oda - 3. Küme (17)	MARS	0,073	139362	1	1,59	0,042	126234	1	0,56	0,137	291101	1,07	12,21	0,033	76430	1	5,35	0,099	262653	0,99	9,88	0,077	179156	1,01	5,92
	ÇDR	0,095	147993	0,98	8,21	0,021	61958	1	2,02	0,097	101054	1,06	9,91	0,031	75591	1	2,55	0,055	142105	1	9,49	0,06	105740	1,01	6,44
	Lasso	0,179	367257	0,99	11,97	0,011	31969	1	1,06	0,098	158904	0,95	9,48	0,024	58990	1	1,97	0,088	225145	1	13,4	0,08	168453	0,99	7,58
	Ridge	0,048	89840	1	3,78	0,004	12530	1	0,66	0,055	129563	0,99	6,44	0,01	21678	1	0,71	0,036	90651	1	3,83	0,031	68852	1	3,08
	ElasticNET	0,061	127587	1,01	10,13	0,006	18482	1	0,73	0,018	55775	1,01	1,82	0,009	22142	1	1,38	0,027	64071	1	4,5	0,024	57611	1	3,71
	KNN	0,23	475000	0,98	12,99	0,18	533333	1	1,94	0,488	755316	1,29	60,09	0,092	209092	1	11,17	0,27	656234	1,03	27,6	0,252	525795	1,06	22,76
	DVR	0,469	776667	1,04	17,75	0,191	566667	1	0,56	0,693	873078	1,39	77,33	0,146	313835	1,01	8,52	0,105	259921	1,02	9,91	0,321	558034	1,09	22,81
	LGBM	0,414	676779	1,04	17,75	0,215	638697	1	0,56	0,775	999010	1,44	87,34	0,105	233143	1,01	8,52	0,118	301846	1,02	9,91	0,325	569895	1,1	24,82
	RF	0,199	406581	0,99	8,84	0,127	378412	1	2,58	0,43	531503	1,25	43,81	0,03	69116	1	0,24	0,08	195271	1,01	10,21	0,173	316177	1,05	13,14
	CatBoost	0,19	397583	0,98	10,5	0,05	147758	1	2,35	0,471	555292	1,27	54,08	0,004	8186	1	0,37	0,089	225109	1,01	8,28	0,161	266786	1,05	15,12
	XGBoost	0,083	171101	0,99	6,15	0,022	66808	1	1,7	0,16	250276	1,09	16,82	0,061	130446	0,99	6,38	0,134	338568	1,01	14,59	0,092	191440	1,02	9,13
	AdaBoost	0,391	733333	0,94	21,54	0,206	613333	1	7,52	0,511	533333	1,29	51,45	0,069	154669	1	8,31	0,174	420342	1,02	17,69	0,27	491002	1,05	21,3
	YSA	0,026	38086	1,01	2,52	0,241	715954	1	1,8	0,355	542730	1,18	63,15	0,14	302550	0,98	12,57	0,233	596467	1,02	21,2	0,199	439157	1,04	20,25
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,015	29371	1	1,79	0,007	19844	1	0,66	0,036	64407	1,02	3,27	0,007	15506	1	0,56	0,013	32648	1	1,59	0,016	32355	1	1,57
	MARS	0,025	43360	1	2,66	0,008	24568	1	0,74	0,021	52774	1,01	1,86	0,018	41017	1	3,18	0,036	89761	1	3,82	0,022	50296	1	2,45
	AdaBoost	0,154	233333	0,97	15,37	0,003	10066	1	0,56	0,246	283333	1,15	24,6	0,017	40502	1	2,46	0,008	19421	1	0,86	0,086	117331	1,02	8,77
	XGBoost	0,073	113258	0,98	6,97	0,007	21260	1	0,58	0,249	293257	1,15	25,23	0,009	22118	1	0,85	0,022	57615	1	3,52	0,072	101502	1,03	7,43
	RF	0,01	20639	1	1,76	0,005	14861	1	0,76	0,317	362296	1,18	31,74	0,006	13952	1	0,18	0,02	49732	1	3,29	0,072	92296	1,04	7,55
	YSA	0,027	58026	1	2,34	0,003	9684	1	0,33	0,027	82701	1,01	3,16	0,005	11752	1	0,47	0,013	33990	1	2,1	0,015	39231	1	1,68
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 Oda - 4. Küme (47)	MARS	0,103	75997	1,01	11,27	0,23	204192	1,02	18,43	0,146	156068	1,04	12,63	0,093	71379	1,01	9,89	0,191	234070	0,98	17,54	0,153	148341	1,01	13,95
	ÇDR	0,062	42501	1,01	8,42	0,071	69117	1,01	7,25	0,068	73297	0,99	11,4	0,061	45934	1	6,89	0,056	71726	1	6,8	0,064	60515	1	8,15
	Lasso	0,059	43277	1,01	5,86	0,07	66639	1	6,29	0,059	63762	1,01	4,36	0,037	29315	1	3,78	0,048	59033	1	4,88	0,055	52405	1	5,03
	Ridge	0,061	47964	1	4,31	0,082	77781	1	9,03	0,069	68838	1,01	7,73	0,053	44064	1	7,08	0,093	113669	1	10,15	0,072	70463	1	7,66
	ElasticNET	0,028	23441	1	3,63	0,098	89670	1	8,46	0,105	97730	1,02	10,95	0,087	70567	1,01	11,51	0,121	158901	1	10,56	0,088	88062	1,01	9,02
	KNN	0,131	92694	1,02	10,62	0,095	91790	1,01	8,07	0,13	148792	1,05	11,97	0,083	60611	1,01	8,37	0,181	246591	1,02	8,94	0,124	128096	1,02	9,59
	DVR	0,154	107609	1,02	11,39	0,086	85501	1,02	8,41	0,203	246024	1,09	20,36	0,145	106143	1,02	10,93	0,273	387765	1,04	14,37	0,172	186608	1,04	13,09
	LGBM	0,302	222795	1,02	12,31	0,136	123389	1,02	9,16	0,227	253392	1,09	20,37	0,286	217436	1,02	11,11	0,275	387909	1,04	14,94	0,245	240984	1,04	13,58
	RF	0,15	104930	1,02	11,5	0,211	188017	1,02	15,54	0,151	177859	1,06	15,01	0,18	136156	1,02	16,19	0,205	293995	1,03	12,8	0,179	180191	1,03	14,21
	CatBoost	0,101	73805	1,01	9,02	0,118	103862	1,01	9,73	0,127	161849	1,05	12,85	0,097	70599	1,01	10,04	0,196	281794	1,03	13,12	0,128	138382	1,02	10,95
	XGBoost	0,089	64327	1,01	7,87	0,149	132740	1,01	15,36	0,133	138143	1,03	10,7	0,063	48803	1	6,84	0,101	140790	1,01	14,34	0,107	104961	1,01	11,02

AdaBoost	0,162	121000	1,02	13,34	0,241	214444	1,02	19,32	0,176	224222	1,08	19,39	0,214	160000	1,02	13,62	0,273	386809	1,04	13,88	0,213	221295	1,04	15,91
YSA	0,124	89566	1,01	10,01	0,143	142046	1,01	9,22	0,207	248654	1,08	20,22	0,133	97447	1,01	9,83	0,262	371730	1,04	15,86	0,174	189889	1,03	13,03
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,051	37115	1,01	6,96	0,033	31500	1	3,05	0,043	46423	1,01	4,54	0,041	33541	1	3,53	**0,024**	**30731**	1	4,01	**0,038**	**35862**	1	4,42
MARS	0,053	37511	1,01	5,89	**0,033**	**30033**	1	3,15	0,04	46748	1	4,11	0,035	28111	1	3,68	0,034	40684	1	3,2	0,039	36617	1	4,01
AdaBoost	0,032	23222	1	6,13	0,041	40201	1	4,33	0,052	63122	1,02	5,13	**0,017**	**12889**	1	1,66	0,053	75455	1,01	5,23	0,039	42978	1,01	4,5
XGBoost	**0,031**	**22620**	1	3,21	0,047	42420	1	4,95	**0,034**	**36496**	1	4,58	0,025	20666	1	3,85	0,055	76696	1	7,82	0,038	39780	1	4,88
RF	0,043	30528	1,01	4,17	0,046	42126	1	5,96	0,048	49820	1	5,62	0,029	23777	1	3,34	0,055	82016	1,01	6,59	0,044	45653	1	5,14
YSA	0,04	28391	1,01	4,04	0,05	44934	1	5,06	0,04	46231	1	5,07	0,037	29386	1	3,77	0,036	45317	1	3,97	0,041	38852	1	4,38

3 Oda - 5. Küme (101)

	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,06	122095	1	5,57	0,057	140960	1	5	0,062	135809	1,01	6,21	0,081	177335	1	8,15	0,048	131062	1	4,08	0,062	141452	1	5,8
ÇDR	0,102	201238	1,01	9,79	0,105	259883	1,01	10,67	0,093	182536	1	8,24	0,068	150519	1,01	6,52	0,067	187658	1	6,81	0,087	196367	1,01	8,41
Lasso	0,046	94814	1	4,61	**0,047**	**114456**	1	4,7	0,07	141894	1	7,37	0,063	137996	1	4,14	0,045	124038	1	4,84	0,054	122640	1	5,13
Ridge	**0,043**	87148	1	4,39	0,052	123886	1,01	4,66	**0,051**	**108626**	1	4,74	**0,047**	**106259**	1	3,76	0,047	129671	1	4,72	**0,048**	**111118**	1	4,45
ElasticNET	0,049	98444	1	4,92	0,047	114507	1	4,71	0,055	118417	1,01	6,51	0,072	158729	0,99	6,84	0,048	134886	1	4,92	0,054	124997	1	5,58
KNN	0,09	174208	1,01	8,89	0,084	198750	1,02	7,88	0,079	172411	1,02	7,33	0,095	200397	1,01	8,28	0,058	163301	1,01	5,83	0,081	181813	1,01	7,64
DVR	0,18	348050	1,01	9,54	0,19	449146	1,05	19,03	0,19	335928	1,03	12,35	0,105	208388	1,02	11,04	0,204	593250	1,01	8,97	0,174	386952	1,02	12,19
LGBM	0,06	119335	1	6,02	0,106	254030	1,02	11,11	0,072	148285	1,01	6,45	0,112	232838	1,01	12,34	0,078	231611	1,01	9,24	0,086	197220	1,01	9,03
RF	0,066	126490	1,01	6,21	0,095	216212	1,03	9,74	0,087	158117	1,02	8,37	0,085	173767	1,01	8,92	0,051	142186	1	5,02	0,077	163354	1,01	7,65
CatBoost	0,049	95051	1	4,74	0,065	156211	1,01	6,37	0,089	176488	1,01	8,87	0,07	141116	1,01	6,86	0,05	145213	1	4,84	0,065	142816	1,01	6,34
XGBoost	0,044	**85836**	1	4,13	0,049	123262	1	4,53	0,061	136720	1,01	6,6	0,071	145021	1,01	7,2	**0,038**	**109201**	1	3,82	0,053	120008	1	5,26
AdaBoost	0,057	111102	1	5,6	0,136	301486	1,04	16,33	0,087	169613	1,02	8,39	0,083	167743	1,01	15,04	0,061	175000	1,01	6,42	0,085	184989	1,02	10,36
YSA	0,095	189583	1,01	6,96	0,121	315738	1,02	10,4	0,102	210380	1	12,15	0,058	121686	1,01	6,1	0,133	369289	1	13,33	0,102	241335	1,01	9,79
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,042	84603	1	4,18	0,043	100296	1	4,05	0,058	115708	1	5,73	0,048	106538	1	2,9	0,036	99630	1	3,56	0,045	101355	1	4,08
MARS	0,039	79470	1	3,87	0,043	**100296**	1	4,05	0,046	104684	1	4,1	0,044	98438	1	2,46	0,042	116730	1	4,26	0,043	99924	1	3,75
AdaBoost	**0,037**	**74633**	1	3,6	**0,041**	102441	1,01	4,28	0,044	94342	1	4,73	0,045	103147	1	3,55	0,034	95131	1	3,54	0,04	93939	1	3,94
XGBoost	0,04	77621	1	4,01	0,043	105066	1	4,28	**0,035**	**80893**	1,01	3,54	0,048	106393	1	3,5	0,038	105786	1	4,17	0,041	95152	1	3,9
RF	0,046	90918	1	4,18	0,051	121094	1	5,16	0,046	100507	1,01	5,03	0,055	119408	1	3,7	**0,032**	**89340**	1	3,22	0,046	104253	1	4,26
YSA	0,041	81549	1	4,14	0,043	100684	1,01	4,21	0,038	87422	1	3,79	**0,032**	**72567**	1	3,66	0,034	95927	1	3,41	**0,038**	**87630**	1	3,84

4 Oda - 1. Küme (51)

	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,06	121900	1,01	7,48	0,084	192068	1,01	8,47	0,054	134798	1	4,65	0,125	236340	1,02	9,13	0,107	226976	1,01	11,98	0,086	182416	1,01	8,34
ÇDR	0,047	104352	1	3,89	0,088	196081	1,01	9,51	0,05	122054	1,01	5,05	0,096	186533	1,01	8,94	0,069	161563	1,01	8,1	0,07	154117	1,01	7,1
Lasso	0,037	73178	1	3,73	0,07	151668	1,01	7,29	**0,028**	**66622**	1	2,82	0,068	126962	1	5,16	0,068	153598	1,01	6,76	0,054	114406	1	5,15
Ridge	0,028	58882	1	2,78	0,055	124922	1,01	5,45	0,029	64114	1	2,92	0,054	104245	1	5,7	**0,03**	**67246**	1	2,65	**0,039**	**83882**	1	3,9
ElasticNET	0,038	80171	1,01	3,27	**0,05**	**119558**	1	6,11	0,033	73907	1	3,51	0,085	160418	1	7,4	0,089	207969	1,01	12,19	0,059	128405	1	6,5
KNN	0,067	141000	1	5,85	0,107	217700	1,03	10,57	0,12	274833	1,03	11,79	0,134	254250	1,01	8,71	0,094	202227	1,02	9,81	0,104	218002	1,02	9,35
DVR	0,163	269806	1,04	15,59	0,142	346316	1,02	16,37	0,128	296614	1,04	13,69	0,293	517683	1,05	14,38	0,201	441215	1,06	22,49	0,185	374327	1,04	16,5
LGBM	0,192	352671	1,05	27,63	0,134	334347	1,02	17,34	0,12	321279	1,03	14,35	0,148	311924	1,04	15,89	0,194	455537	1,05	19,83	0,158	355152	1,04	19,01
RF	0,051	106668	1,01	4,25	0,113	251150	1,02	10,25	0,087	200656	1,02	8,78	0,133	252491	1,01	6,18	0,083	208531	1,01	16,56	0,093	203899	1,01	9,2
CatBoost	0,028	57542	1	2,8	0,063	154984	1,01	6	0,056	138164	1,01	5,63	0,103	200257	1,01	7,37	0,085	196143	1,02	9,43	0,067	149418	1,01	6,25

	XGBoost	0,043	100517	1,01	5,96	0,078	169378	1,01	7,77	0,071	168959	1,01	7,11	0,053	103910	1	5,88	0,075	171188	1,01	9,23	0,064	142790	1,01	7,19
	AdaBoost	0,021	46600	1	2,97	0,092	205100	1,01	9,04	0,054	148000	1,01	5,52	0,1	192500	1,01	6,55	0,136	316451	1,02	13,21	0,081	181730	1,01	7,46
	YSA	0,066	116829	1,01	6,84	0,162	414908	1,01	16,58	0,076	215547	1,02	7,77	0,149	309476	1,02	12,03	0,167	407785	1,03	18,29	0,124	292909	1,02	12,3
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,026	57494	1	3,08	0,048	109086	1,01	4,7	0,025	56309	1	2,46	0,054	103386	1	5,5	0,029	68028	1	3,61	0,036	78861	1	3,87
	MARS	0,033	65304	1	3,28	0,053	123278	1,01	5,2	0,025	60406	1	2,46	0,057	110257	1	5,86	0,028	65770	1	2,51	0,039	85003	1	3,86
	AdaBoost	0,012	28611	1	1,66	0,042	89802	1	4,55	0,025	68067	1	2,57	0,056	110367	1	5,07	0,036	83970	1	3,54	0,034	76163	1	3,48
	XGBoost	0,012	28535	1	1,34	0,049	111768	1	4,94	0,028	62239	1	2,75	0,06	113443	1	4,97	0,036	85024	1	3,31	0,037	80202	1	3,46
	RF	0,019	39184	1	1,91	0,049	113821	1	4,91	0,024	65192	1	2,52	0,073	136188	1	5,79	0,05	115164	1	4,96	0,043	93910	1	4,02
	YSA	0,021	40655	1	2,03	0,046	95930	1,01	4,55	0,021	47317	1	2,22	0,049	97767	1	4,7	0,04	91404	1,01	3,89	0,035	74615	1	3,48

4 Oda - 2. Küme (120)	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,128	177974	1,02	14,83	0,178	285539	1,02	17,87	0,146	243527	1,04	14,39	0,154	206680	1,03	11,58	0,197	333324	1,03	19,67	0,161	249409	1,03	15,67
ÇDR	0,125	184291	1,02	12,32	0,148	219679	1,05	14,47	0,194	378191	1,03	22,72	0,182	238754	1,05	18,9	0,176	370685	1	18,53	0,165	278320	1,03	17,39
Lasso	0,071	109030	1	8,13	0,086	174129	1,03	10,12	0,122	189227	1,01	10,97	0,088	129587	0,99	8,48	0,075	159395	1,01	8,74	0,088	152274	1,01	9,29
Ridge	0,078	111992	1,01	7,72	0,068	95920	1,01	6,74	0,103	174115	1,01	10,58	0,092	122779	1,01	7,69	0,077	172341	1,01	8,29	0,084	135429	1,01	8,2
ElasticNET	0,139	208853	1,02	15,4	0,142	230207	1,03	13,67	0,117	219504	1,04	11,65	0,13	206506	1,02	16,57	0,14	275472	1,03	16,25	0,134	228108	1,03	14,71
KNN	0,155	228137	1,02	14,1	0,169	251997	1,06	16,85	0,266	409546	1,12	26,58	0,17	228438	1,03	16,24	0,22	492109	1,08	22,59	0,196	322045	1,06	19,27
DVR	0,221	290019	1,05	19,16	0,196	285310	1,08	20,01	0,303	455437	1,15	28,01	0,285	339155	1,08	22,89	0,314	662400	1,12	30,78	0,264	406464	1,1	24,17
LGBM	0,14	204880	1,03	14,77	0,147	239599	1,04	14,7	0,176	273355	1,05	16,53	0,135	170961	1,04	12,3	0,12	250549	1,03	11,6	0,144	227869	1,04	13,98
RF	0,157	223000	1,03	13,37	0,148	245893	1,05	16,38	0,201	288207	1,1	17,82	0,225	257311	1,06	18,22	0,197	355430	1,08	22,22	0,186	273968	1,06	17,6
CatBoost	0,103	151662	1,02	10,52	0,113	191267	1,03	11,42	0,143	267384	1,07	15,18	0,155	183305	1,04	13,42	0,145	271609	1,06	14,88	0,132	213045	1,04	13,08
XGBoost	0,097	146068	1,02	9,84	0,12	205953	1,02	12,35	0,126	214620	1,06	13,64	0,12	174794	1,03	11,98	0,108	205342	1,03	11,75	0,114	189355	1,03	11,91
AdaBoost	0,18	257147	1,03	16,3	0,202	315777	1,04	20,86	0,185	299402	1,09	18,23	0,165	212594	1,03	16,81	0,227	411843	1,1	23,99	0,192	299353	1,06	19,24
YSA	0,157	234653	1,02	13,63	0,16	268937	1,04	15,45	0,182	336028	1,09	17,98	0,202	258029	1,04	17,77	0,2	464403	1,05	13,53	0,18	312410	1,05	15,67
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,06	89361	1,01	7,12	0,067	115893	1,02	6,63	0,089	144198	1	9,17	0,084	111755	1	8,5	0,075	155215	1	7,77	0,075	123284	1,01	7,84
MARS	0,067	103461	1,01	6,38	0,074	124260	1,02	7,55	0,076	124704	1	9,41	0,071	95561	1,01	5,55	0,068	137596	1,01	6,84	0,071	117116	1,01	7,15
AdaBoost	0,058	91851	1,01	6,53	0,052	82855	1,01	5,3	0,096	135460	1,02	10,42	0,061	85718	1	5,76	0,072	161427	1,02	7,21	0,068	111462	1,01	7,04
XGBoost	0,061	96816	1,01	7,93	0,071	131770	1,02	7,91	0,087	140553	1,01	9,35	0,066	100507	1,01	6,53	0,063	143659	1,02	6,17	0,07	122661	1,01	7,58
RF	0,067	102672	1,01	7,52	0,066	122277	1,01	6,91	0,086	139234	1,03	11,06	0,072	107492	1,01	6,64	0,057	130857	1,01	6,84	0,07	120506	1,01	7,79
YSA	0,054	86454	1,01	6,5	0,065	119989	1,02	6,66	0,082	131786	1,01	8,67	0,063	95139	1	6,27	0,058	122051	1	6,34	0,064	111084	1,01	6,89

4 Oda - 3. Küme (25)	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,002	6446	1	0,25	0,027	80449	1	3,88	0,079	202374	1	7,59	0,003	8553	1	0,51	0,029	80442	1	4,23	0,028	75653	1	3,29
ÇDR	0,001	1632	1	0,05	0,023	72317	1	3,98	0,037	91531	1	3,51	0,011	34969	1	1,18	0,04	112618	1	6,94	0,022	62613	1	3,13
Lasso	0,001	1695	1	0,05	0,007	21328	1	0,76	0,034	91140	1	3,56	0,009	30934	1	1,16	0,033	96215	1	3,28	0,017	48262	1	1,76
Ridge	0,001	2804	1	0,14	0,019	59283	1	3,87	0,033	77874	1	2,35	0,009	29440	1	0,9	0,046	127040	1,01	5,37	0,022	59288	1	2,53
ElasticNET	0,001	2404	1	0,08	0,028	87906	1	2,8	0,03	71915	1	1,84	0,013	42156	1	2,6	0,028	75890	1	3,06	0,02	56054	1	2,08
KNN	0,051	126830	1,01	4,56	0,092	253000	1,01	9,05	0,17	422957	1	3,98	0,045	147706	1	4,2	0,027	76215	1	1,07	0,077	205342	1	4,57
DVR	0,084	218961	1,01	7,69	0,094	249827	1,01	9,13	0,281	675478	1,01	6,82	0,062	204242	1	4,05	0,097	242805	1,02	10,91	0,124	318263	1,01	7,72
LGBM	0,112	314978	1,01	7,9	0,097	270880	1,01	9,01	0,231	554202	1,01	6,69	0,116	376122	1	2,58	0,112	303288	1,02	10,25	0,134	363894	1,01	7,29
RF	0,014	36633	1	1,27	0,032	94429	1	3,48	0,078	191886	1	4,93	0,028	94202	1	2,89	0,1	263972	1,02	11,41	0,05	136224	1	4,8

	CatBoost	0,001	3285	1	0,11	0,02	59975	1	1,79	0,137	327507	1	6,1	0,016	54895	1	2,1	0,054	150607	1,01	5,73	0,046	119254	1	3,17
	XGBoost	0,001	2926	1	0,1	0,016	47542	1	3,3	0,059	152095	1	6,44	**0,005**	**17678**	1	1,04	**0,026**	**68712**	1	2,89	0,021	57791	1	2,75
	AdaBoost	0,001	2383	1	0,08	0,043	131557	1	5,12	0,065	169296	1	7,18	0,011	37898	1	1,49	0,035	101809	1	4,52	0,031	88589	1	3,68
	YSA	0,087	273807	1	3	0,154	478468	1,01	9,27	0,101	250273	1	7,08	0,099	328061	1	10,95	0,131	407676	1,01	12,81	0,114	347657	1	8,62
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,005	14225	1	0,3	0,016	51314	1	1,54	**0,016**	**40792**	1	1,46	**0,002**	**6928**	1	0,21	0,027	77285	1	3,88	0,013	38109	1	1,48
	MARS	0,006	14756	1	0,56	0,03	91375	1	4,05	0,017	41069	1	1,46	0,008	25820	1	0,71	0,025	67799	1	2,45	0,017	48164	1	1,85
	AdaBoost	**0.001**	**1577**	1	0,05	0,012	39110	1	2,73	0,05	130066	1	5,18	0,003	10605	1	0,32	**0,011**	**31977**	1	2,77	0,015	42667	1	2,21
	XGBoost	0,005	14666	1	0,48	0,01	32554	1	1,01	0,044	116032	1	5,02	0,01	31154	1	0,94	0,026	68658	1	3,18	0,019	52613	1	2,13
	RF	0,001	4010	1	0,2	0,012	38318	1	1,29	0,055	140949	1	6,11	0,01	33011	1	0,86	0,012	32499	1	1,91	0,018	49757	1	2,07
	YSA	0,001	1933	1	0,07	**0,01**	**31154**	1	0,96	0,026	69636	1	2,65	0,004	13137	1	0,5	0,024	66865	1	4,31	**0,013**	**36545**	1	1,7

4 Oda - 4. Kiime (24)	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,03	81612	0,99	2,96	0,033	100393	1	3,5	0,037	72723	0,99	4,14	0,028	82449	1	2,59	0,038	119740	1	2,9	0,033	91383	1	3,22
ÇDR	0,03	84957	1	3,17	0,025	67495	1	2,7	0,427	118767 2	1,09	108,1	0,033	99406	1	3,5	0,02	65027	1	4,18	0,107	300911	1,02	24,33
Lasso	0,024	66843	1	2,66	0,042	121611	1,01	6,72	0,018	35497	1	1,93	0,023	67423	1	2,65	0,025	81343	1	4,8	0,026	74543	1	3,75
Ridge	0,012	29012	1	0,98	0,019	44953	1	2,28	0,024	53247	0,99	2,18	0,012	34399	1	1,12	**0,009**	**27459**	1	1,43	**0,015**	**37814**	1	1,6
ElasticNET	0,01	22721	1	0,86	0,018	53167	1	2,18	0,018	38681	1	1,7	0,021	62911	1	2,24	0,023	73478	1	4,39	0,018	50192	1	2,27
KNN	0,012	31495	1	1,39	0,031	96625	1	3,21	0,05	130461	1	4,87	0,012	37333	1	3,65	0,059	191962	1	4,93	0,033	97575	1	3,61
DVR	0,243	351058	1,09	23,83	0,29	543728	1,12	30,2	0,287	441250	1,09	22,53	0,045	139717	1	3,89	0,105	343545	1	5,98	0,194	363860	1,06	17,29
LGBM	0,239	353503	1,09	22,36	0,294	559439	1,12	30,54	0,245	343470	1,09	22,72	0,081	248878	1	5,01	0,146	471784	1	5,78	0,201	395415	1,06	17,28
RF	0,053	97146	1,01	3,76	0,053	110997	1,02	5,16	0,101	190216	1,02	7,52	0,018	52057	1	1,71	0,053	174348	1	3,89	0,056	124953	1,01	4,41
CatBoost	0,019	53690	1	1,93	**0,014**	**39374**	1	1,45	0,018	33563	1	1,38	**0,007**	**20957**	1	1,66	0,025	82694	1	5	0,017	46056	1	2,28
XGBoost	**0,008**	**19546**	1	1,38	0,016	42991	1	2,21	**0,014**	**34210**	1	1,15	0,013	39978	1	2,87	0,024	79026	1	4,92	0,015	43150	1	2,51
AdaBoost	0,013	29200	1	1,27	0,056	176190	1,01	6,73	0,02	48909	1	1,03	0,019	56248	1	3,63	0,028	90875	1	5,13	0,027	80284	1	3,56
YSA	0,119	193892	1,04	11,02	0,143	318485	0,97	14,62	0,131	210905	1,05	14,11	0,099	302415	1	5,65	0,106	350399	1,01	10,4	0,12	275219	1,01	11,16
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,009	22418	1	0,94	0,011	34009	1	1,29	0,026	59476	0,99	2,46	0,01	29528	1	1	0,009	29100	1	0,89	0,013	34906	1	1,32
MARS	0,011	23241	1	1,09	0,018	45643	1	1,75	0,028	56827	0,99	2,99	0,007	19965	1	0,74	**0,008**	**27442**	1	1,28	0,014	34624	1	1,57
AdaBoost	**0,002**	**6622**	1	0,24	**0,003**	**9160**	1	0,33	**0,007**	**13080**	1	0,73	**0,004**	**12383**	1	0,38	0,009	28375	1	1,01	**0,005**	**13924**	1	0,54
XGBoost	0,01	27274	1	1	0,006	19201	1	1,14	0,007	15032	1	0,75	0,008	25092	1	0,86	0,019	62040	1	2,05	0,01	29728	1	1,16
RF	0,02	42108	1	1,78	0,022	54172	1,01	2,02	0,016	27991	1,01	1,36	0,006	17665	1	0,66	0,026	84464	1	1,67	0,018	45280	1	1,5
YSA	0,009	23819	1	0,89	0,016	44744	1	1,48	0,009	24108	1	0,74	0,009	25704	1	1,22	0,013	42880	1	2,54	0,011	32251	1	1,37

4 Oda - 5. Kiime	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,035	41617	1	4,8	0,07	102516	1	7,93	0,09	118958	1,01	10	0,04	57356	1,01	3,38	0,047	58393	1,01	4,03	0,056	75768	1,01	6,03
ÇDR	**0,017**	**20113**	1	2,67	0,046	62162	1	6,97	**0,023**	**33466**	1	2,73	0,025	30648	1	2,89	0,033	40379	1,01	3,3	**0,029**	**37354**	1	3,71
Lasso	0,028	34415	1	5,32	**0,038**	**53399**	1	3,74	0,045	57032	1	4,63	0,03	47994	1	2,56	**0,018**	**22754**	1	2,34	0,032	43119	1	3,72
Ridge	0,033	40746	1	2,63	0,056	77806	1	5,38	0,058	76341	1,01	5,01	**0,023**	**30364**	1	1,91	0,033	44051	1	3,3	0,041	53862	1	3,65
ElasticNET	0,03	34929	1	2,77	0,041	54646	1	7,45	0,056	72590	1	6,28	0,024	28986	1	2,39	0,021	29783	1	2,31	0,034	44187	1	4,24
KNN	0,075	96400	1	9,14	0,082	134533	1,01	8,35	0,089	118300	1,02	9,18	0,086	125000	1,01	8,87	0,055	88750	1,01	6,81	0,077	112597	1,01	8,47
DVR	0,108	146056	1,02	10,64	0,102	176326	1,03	9,24	0,125	158665	1,02	8,38	0,079	122280	1,01	7,46	0,121	194853	1,02	9,81	0,107	159636	1,02	9,11

LGBM	0,156	194511	***1,02***	***12,81***	0,116	193689	1,04	***10,87***	0,186	222867	***1,02***	***8,59***	0,149	203000	***1,02***	***11,52***	0,163	256567	1,03	***14,48***	0,154	214127	***1,03***	***11,65***
RF	0,054	63430	***1,01***	***5,22***	0,081	126740	***1,01***	***6,72***	0,091	117898	***1,01***	***8,18***	0,053	66292	***1,01***	***6,45***	0,046	59817	***1***	***2,36***	0,065	86835	***1,01***	***5,79***
CatBoost	0,029	33050	***1***	***2,88***	0,054	87801	***1,01***	***7,08***	0,065	84577	***1,01***	***6,85***	0,046	62213	***1,01***	***4,75***	0,024	31112	***1***	***2,62***	0,044	59751	***1,01***	***4,84***
XGBoost	0,042	47698	***1,01***	***4,52***	0,061	95401	***1,01***	***7,57***	0,068	91467	***1,01***	***6,83***	0,039	53638	***1,01***	***4,56***	0,054	69020	***1,01***	***4,89***	0,053	71445	***1,01***	***5,67***
AdaBoost	0,026	32000	***1***	***4,69***	0,07	106400	***1,01***	***6,36***	0,074	105153	***1,02***	***7,73***	0,118	160000	***1***	***13,67***	0,066	106083	***1***	***2,49***	0,071	101927	***1,01***	***6,99***
YSA	0,066	81079	***1,01***	***6,61***	0,103	171912	***1,02***	***8,13***	0,081	110162	***1,02***	***7,15***	0,081	112618	***1,01***	***10,13***	0,069	102868	***1,01***	***6,2***	0,08	115728	***1,01***	***7,64***
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,023	26260	***1***	***2,14***	0,026	34205	***1***	***5,09***	**0,01**	**13700**	***1***	***1***	0,024	35181	***1***	***2,42***	0,005	6841	***1***	***0,79***	**0,018**	**23237**	***1***	***2,29***
MARS	0,025	30237	***1***	***5,44***	**0,024**	**31474**	***1***	***3,83***	0,032	42314	***1,01***	***3,77***	0,031	46855	***1***	***2,52***	0,016	21541	***1***	***1,59***	0,026	34484	***1***	***3,43***
AdaBoost	**0,01**	**13000**	***1***	***1,89***	0,051	80400	***1,01***	***5,2***	0,021	30250	***1***	***3,82***	0,016	23467	***1***	***1,6***	0,038	64167	***1,01***	***4,4***	0,027	42257	***1***	***3,38***
XGBoost	0,02	23398	***1***	***3,41***	0,064	99016	***1,01***	***5,97***	0,041	53089	***1,01***	***5,12***	0,009	10638	***1***	***0,86***	0,023	35238	***1***	***3,19***	0,031	44276	***1***	***3,71***
RF	0,034	39169	***1***	***5,64***	0,059	96970	***1,01***	***7,49***	0,043	53593	***1,01***	***3,38***	0,008	11977	***1***	***1,09***	0,016	22753	***1***	***2,93***	0,032	44892	***1***	***4,11***
YSA	0,017	20403	***1***	***2,45***	0,032	43258	***1***	***7***	0,033	43770	***1***	***3,45***	**0,007**	**10472**	***1***	***0,56***	**0,004**	**5137**	***1***	***0,31***	0,019	24608	***1***	***2,75***

Çizelge 4.32'de görülmekte olduğu üzere Gölbaşı ilçesi 18 farklı veri kümesinden oluşmaktadır. 41 adet gözlemden oluşan 1 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 4,9'luk MAPE ve 30.756 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modelleri çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymakla birlikte YSA ile gerçekleştirilen meta model % 3,2'lik MAPE ve 19.931 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

66 adet gözlemden oluşan 1 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 5,7'lik MAPE ve 61.692 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 4,1'lik MAPE ve AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model 45.337 (TL) MAE en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

76 adet gözlemden oluşan 1 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 6,6'lık MAPE ve 60.131 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 5,2'lik MAPE ve 46.328 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

148 adet gözlemden oluşan 2 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 7,9'luk MAPE ve 130.777 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında sadece DVR, YSA ve KNN hariç tüm öncül modellerinin hem PRD hem

de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6'lık MAPE ve 100.873 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

62 adet gözlemden oluşan 2 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 5,6'lık MAPE ve 102.200 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 3,8'lik MAPE ve 71.673 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

70 adet gözlemden oluşan 2 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 4,2'lik MAPE ve 50.782 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 3,8'lik MAPE ve 45.481 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

38 adet gözlemden oluşan 2 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 6,7'lik MAPE ve 44.059 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 3,6'lık MAPE ve 17.350 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm

meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

44 adet gözlemden oluşan 2 oda 5.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 6'lık MAPE ve 49.109 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Ridge, Lasso ve ÇDR, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece MARS, ElasticNET veYSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 4,1'lik MAPE ve 33.816 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

235 adet gözlemden oluşan 3 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 10,3'lük MAPE ve 92.107 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 8,9'luk MAPE ve 78.544 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

121 adet gözlemden oluşan 3 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 7,2'lik MAPE ve 126.289 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 5,4'lük MAPE ve 94.340 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

17 adet gözlemden oluşan 3 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde ElasticNet, % 2,4'lük MAPE ve 57.611 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece ElasticNet ve YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren ElasticNet'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 1,5'luk MAPE ve 39.231 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

47 adet gözlemden oluşan 3 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 5,5'lik MAPE ve 52.405 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. ElasticNet ile gerçekleştirilen meta model % 3,8'lik MAPE ve 35.862 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

101 adet gözlemden oluşan 3 oda 5.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 4,8'lik MAPE ve 111.118 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin tümü, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 3,8'lik MAPE ve 87.630 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

51 adet gözlemden oluşan 4 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 8,4'lük MAPE ve 64.452 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden DVR ve LGBM hariç tümü, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren

Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 3,4'lük MAPE ve YSA ile gerçekleştirilen meta model 74.615 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

120 adet gözlemden oluşan 4 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 8,4'lük MAPE ve 135.429 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Lasso, Ridge ve XGBoost, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,4'lük MAPE ve 111.084 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

25 adet gözlemden oluşan 4 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 1,7'lik MAPE ve 48.262 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden XGBoost ve RF hariç tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 1,3'lük MAPE ve 36.545 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

24 adet gözlemden oluşan 4 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 1,5'lik MAPE ve 37.814 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 0,5'lik MAPE ve 13.924 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

23 adet gözlemden oluşan 4 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde ÇDR, % 2,9'luk MAPE ve 37.354 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece XGBoost ve RF hariç tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. ElasticNet ile gerçekleştirilen meta model % 1,8'lik MAPE ve 23.237 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

Çizelge 4.33. Gölbaşı ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü

Veri Kümesi	Model	< %5	< %10	< %15	> %15
1 oda - 1.k (41)	YSA	0,83	0,95	1	0
1 oda - 2.k (66)	YSA	0,77	0,91	0,98	0,02
1 oda - 3.k (76)	YSA	0,75	0,84	0,91	0,09
2 oda - 1.k (148)	YSA	0,63	0,8	0,93	0,07
2 oda - 2.k (62)	YSA	0,79	0,97	0,98	0,02
2 oda - 3.k (70)	YSA	0,81	0,9	0,93	0,07
2 oda - 4.k (38)	ADA	0,84	0,95	0,97	0,03
2 oda - 5.k (44)	YSA	0,75	0,86	0,98	0,02
3 oda - 1.k (235)	YSA	0,44	0,66	0,83	0,17
3 oda - 2.k (121)	YSA	0,7	0,86	0,95	0,05
3 oda - 3.k (17)	Elastic	0,94	1	1	0
3 oda - 4.k (47)	Elastic	0,74	0,94	0,98	0,02
3 oda - 5.k (101)	YSA	0,74	0,94	0,98	0,02
4 oda - 1.k (51)	ADA	0,84	0,92	0,94	0,06
4 oda - 2.k (120)	YSA	0,53	0,81	0,92	0,08
4 oda - 3.k (25)	YSA	0,96	1	1	0
4 oda - 4.k (24)	ADA	1	1	1	0
4 oda - 5.k (23)	Elastic	0,87	1	1	0

Çizelge 4.32'de yer alan tüm metriklere ek olarak Çizelge 4.33'te görülmekte olduğu üzere en iyi sonuçların elde edildiği meta modellere ait yüzdelik dilimlerde mutlak hata oranların verilmektedir. Bu çerçevede 1 oda – 1.k (41) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 83'ü, % 5'ten daha az, % 95'i, % 10'dan daha az, % 100'ü, % 15'ten daha az mutlak hata oranına sahiptir. 1 oda – 2.k (66) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 77'si, % 5'ten daha az , % 91'i, % 10'dan daha az, % 98'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 2'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir.

1 oda – 3.k (76) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 75'i, % 5'ten daha az, % 84'ü, % 10'dan daha az, % 91'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 9'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 1.k (148) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 63'ü, % 5'ten daha az, % 80'i, % 10'dan daha az, % 93'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 7'si % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 2.k (62) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 79'u, % 5'ten daha az, % 97'si, % 10'dan daha az, % 98'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 2'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 3.k (70) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 81'i, % 5'ten daha az , % 90'ı, % 10'dan daha az, % 93'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 7'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 4.k (38) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 84'ü, % 5'ten daha az , % 95'i, % 10'dan daha az, % 97'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 3'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 5.k (44) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 75'i, % 5'ten daha az, % 86'sı, % 10'dan daha az, % 98'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 2'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 1.k (235) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 44'ü, % 5'ten daha az, % 66'sı, % 10'dan daha az, % 83'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 17'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 2.k (121) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 70'i, % 5'ten daha az , % 86'sı, % 10'dan daha az, % 95'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 5'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3oda – 3.k (17) veri kümesi için meta model ElasticNet'in tahminlerinin % 94'ü, % 5'ten daha az, % 100'ü, % 10'dan daha az mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 4.k (47) veri kümesi için meta model ElasticNet'in tahminlerinin % 74'ü, % 5'ten daha az , % 94'ü, % 10'dan daha az, % 98'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 2'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 5.k (101) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 74'ü, % 5'ten daha az , % 94'ü, % 10'dan daha az, % 98'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 2'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 1.k (51) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 84'ü, % 5'ten daha az , % 92'si, % 10'dan daha az, % 94'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 6'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 2.k (120) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 53'ü, % 5'ten daha az , % 81'i, % 10'dan daha az, % 92'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 8'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 3.k (25) veri kümesi için meta model

YSA’nın tahminlerinin % 96’sı, % 5’ten daha az , % 100’ü, % 10’dan daha az mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 4.k (24) veri kümesi için meta model ADA’nın tahminlerinin % 100’ü, % 5’ten daha az mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 5.k (23) veri kümesi için meta model ElasticNet’in tahminlerinin % 87’si, % 5’ten daha az, % 100’ü, % 10’dan daha az mutlak hata oranına sahiptir. Tüm bu sonuçlar neticesin de her iki çizelge sonuçlarına göre geliştirilen model mimarisinin tüm veri setleri kapsamında oldukça yüksek tahmin gücüne sahip olduğunu söylemek yanlış olmayacaktır.

Çizelge 4.34. Gölbaşı ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

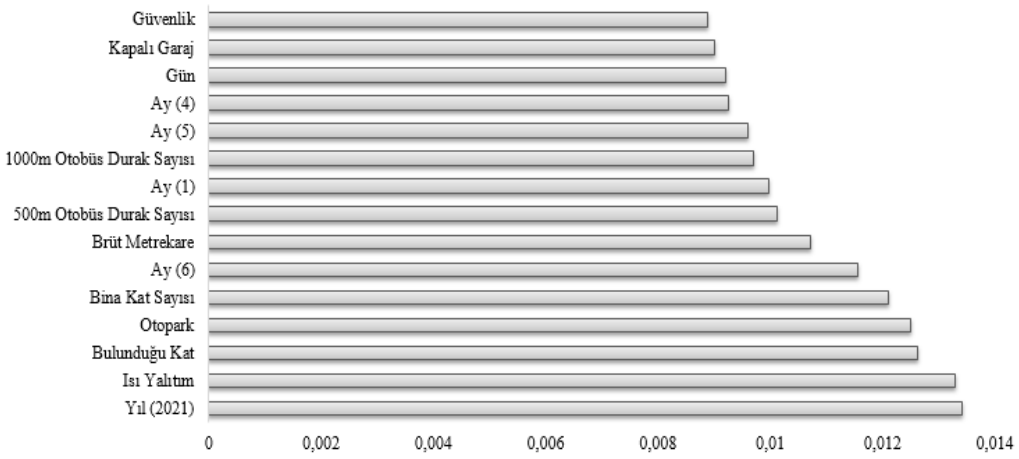
		MARS	ÇDR	Lasso	Ridge	ElasticNet	KNN	DVR	LGBM	RF	CatBoost	XGBoost	AdaBoost	YSA
1 Oda -	**MAPE**	7	3	2	1	4	8	12	13	9	6	5	10	11
1. Küme	**MAE**	8	3	2	1	5	7	12	13	9	6	4	10	11
(41)	**Ortalama**	***7,5***	***3***	***2***	***1***	***4,5***	***7,5***	***12***	***13***	***9***	***6***	***4,5***	***10***	***11***
1 Oda -	**MAPE**	7	2	3	1	4	10	13	8	9	6	5	11	12
2. Küme	**MAE**	7	2	3	1	4	10	13	8	9	6	5	11	12
(66)	**Ortalama**	***7***	***2***	***3***	***1***	***4***	***10***	***13***	***8***	***9***	***6***	***5***	***11***	***12***
1 Oda -	**MAPE**	6	10	2	1	5	9	13	8	7	4	3	11	12
3. Küme	**MAE**	7	10	2	1	5	11	13	9	6	4	3	8	12
(76)	**Ortalama**	***6,5***	***10***	***2***	***1***	***5***	***10***	***13***	***8,5***	***6,5***	***4***	***3***	***9,5***	***12***
2 Oda -	**MAPE**	8	10	4	1	5	12	13	6	7	3	2	9	11
1. Küme	**MAE**	8	10	3	1	5	11	13	6	7	4	2	9	12
(148)	**Ortalama**	***8***	***10***	***3,5***	***1***	***5***	***11,5***	***13***	***6***	***7***	***3,5***	***2***	***9***	***11,5***
2 Oda -	**MAPE**	7	6	2	1	3	11	13	9	8	5	4	10	12
2. Küme	**MAE**	6	7	2	1	3	11	13	9	8	5	4	10	12
(62)	**Ortalama**	***6,5***	***6,5***	***2***	***1***	***3***	***11***	***13***	***9***	***8***	***5***	***4***	***10***	***12***
2 Oda -	**MAPE**	7	8	1	3	5	6	13	9	11	4	2	10	12
3. Küme	**MAE**	6	8	1	3	5	7	13	9	10	4	2	11	12
(70)	**Ortalama**	***6,5***	***8***	***1***	***3***	***5***	***6,5***	***13***	***9***	***10,5***	***4***	***2***	***10,5***	***12***
2 Oda -	**MAPE**	7	3	1	2	4	10	12	13	9	6	5	8	11
4. Küme	**MAE**	6	2	1	3	4	10	11	13	8	7	5	9	12
(38)	**Ortalama**	***6,5***	***2,5***	***1***	***2,5***	***4***	***10***	***11,5***	***13***	***8,5***	***6,5***	***5***	***8,5***	***11,5***
2 Oda -	**MAPE**	6	3	2	1	4	8	13	12	9	7	5	10	11
5. Küme	**MAE**	6	3	2	1	4	8	13	12	9	7	5	10	11
(44)	**Ortalama**	***6***	***3***	***2***	***1***	***4***	***8***	***13***	***12***	***9***	***7***	***5***	***10***	***11***
3 Oda -	**MAPE**	7	9	4	3	6	12	13	5	11	2	1	8	10
1. Küme	**MAE**	6	9	4	1	7	12	13	5	8	3	2	10	11
(235)	**Ortalama**	***6,5***	***9***	***4***	***2***	***6,5***	***12***	***13***	***5***	***9,5***	***2,5***	***1,5***	***9***	***10,5***
3 oda - 2.	**MAPE**	7	11	1	2	5	10	13	6	9	4	3	8	12
Küme	**MAE**	7	11	2	1	5	10	13	6	8	4	3	9	12
(121)	**Ortalama**	***7***	***11***	***1,5***	***1,5***	***5***	***10***	***13***	***6***	***8,5***	***4***	***3***	***8,5***	***12***
3 Oda -	**MAPE**	4	3	5	2	1	10	12	13	8	7	6	11	9
3. Küme	**MAE**	5	3	4	2	1	11	12	13	8	7	6	10	9
(17)	**Ortalama**	***4,5***	***3***	***4,5***	***2***	***1***	***10,5***	***12***	***13***	***8***	***7***	***6***	***10,5***	***9***
3 Oda -	**MAPE**	8	2	1	3	4	6	9	13	11	7	5	12	10
4. Küme	**MAE**	8	2	1	3	4	6	10	13	9	7	5	12	11
(47)	**Ortalama**	***8***	***2***	***1***	***3***	***4***	***6***	***9,5***	***13***	***10***	***7***	***5***	***12***	***10,5***
3 Oda -	**MAPE**	5	11	3	1	4	8	13	10	7	6	2	9	12
5. Küme	**MAE**	5	10	3	1	4	8	13	11	7	6	2	9	12
(101)	**Ortalama**	***5***	***10,5***	***3***	***1***	***4***	***8***	***13***	***10,5***	***7***	***6***	***2***	***9***	***12***
4 Oda -	**MAPE**	8	6	2	1	3	10	13	12	9	5	4	7	11
1. Küme	**MAE**	8	6	2	1	3	10	13	12	9	5	4	7	11
(51)	**Ortalama**	***8***	***6***	***2***	***1***	***3***	***10***	***13***	***12***	***9***	***5***	***4***	***7***	***11***
4 Oda -	**MAPE**	7	8	2	1	5	12	13	6	10	4	3	11	9
2. Küme	**MAE**	7	9	2	1	6	12	13	5	8	4	3	10	11
(120)	**Ortalama**	***7***	***8,5***	***2***	***1***	***5,5***	***12***	***13***	***5,5***	***9***	***4***	***3***	***10,5***	***10***
4 Oda -	**MAPE**	6	4	1	5	2	10	12	13	9	8	3	7	11
3. Küme	**MAE**	6	5	1	4	2	10	11	13	9	8	3	7	12
(25)	**Ortalama**	***6***	***4,5***	***1***	***4,5***	***2***	***10***	***11,5***	***13***	***9***	***8***	***3***	***7***	***11,5***
4 Oda -	**MAPE**	7	10	5	1	4	8	12	13	9	3	2	6	11
4. Küme	**MAE**	7	11	5	1	4	8	12	13	9	3	2	6	10
(24)	**Ortalama**	***7***	***10,5***	***5***	***1***	***4***	***8***	***12***	***13***	***9***	***3***	***2***	***6***	***10,5***
4 Oda -	**MAPE**	7	1	2	4	3	10	12	13	8	5	6	9	11
5. Küme	**MAE**	7	1	2	4	3	10	12	13	8	5	6	9	11
(23)	**Ortalama**	***7***	***1***	***2***	***4***	***3***	***10***	***12***	***13***	***8***	***5***	***6***	***9***	***11***
Genel Ortalama		***6,69***	***6,17***	***2,36***	***<u>1,81</u>***	***4,03***	***9,5***	***12,42***	***10,14***	***8,58***	***5,19***	***3,67***	***9,28***	***11,17***

Çizelge 4.35. Gölbaşı ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		ElasticNet	MARS	AdaBoost	XGBoost	RF	YSA
1 Oda - 1. Küme (41)	**MAPE**	6	5	2	3	4	1
	MAE	6	4	3	2	5	1
	Ortalama	***6***	***4,5***	***2,5***	***2,5***	***4,5***	***1***
1 Oda - 2. Küme (66)	**MAPE**	2	4	3	5	6	1
	MAE	3	4	1	5	6	2
	Ortalama	***2,5***	***4***	***2***	***5***	***6***	***1,5***
1 Oda - 3. Küme (76)	**MAPE**	4	6	2	5	3	1
	MAE	4	5	2	3	6	1
	Ortalama	***4***	***5,5***	***2***	***4***	***4,5***	***1***
2 Oda - 1. Küme (148)	**MAPE**	2	4	3	6	5	1
	MAE	2	3	4	6	5	1
	Ortalama	***2***	***3,5***	***3,5***	***6***	***5***	***1***
2 Oda - 2. Küme (62)	**MAPE**	2	6	4	3	5	1
	MAE	3	6	4	2	5	1
	Ortalama	***2,5***	***6***	***4***	***2,5***	***5***	***1***
2 Oda - 3. Küme (70)	**MAPE**	2	3	6	5	4	1
	MAE	2	3	6	5	4	1
	Ortalama	***2***	***3***	***6***	***5***	***4***	***1***
2 Oda - 4. Küme (38)	**MAPE**	3	4	1	5	6	2
	MAE	3	4	1	5	6	2
	Ortalama	***3***	***4***	***1***	***5***	***6***	***2***
2 Oda - 5. Küme (44)	**MAPE**	3	2	5	4	6	1
	MAE	3	2	4	5	6	1
	Ortalama	***3***	***2***	***4,5***	***4,5***	***6***	***1***
3 Oda - 1. Küme (235)	**MAPE**	6	4	1	3	5	2
	MAE	4	1	3	5	6	2
	Ortalama	***5***	***2,5***	***2***	***4***	***5,5***	***2***
3 oda - 2. Küme (121)	**MAPE**	3	4	2	5	6	1
	MAE	2	4	3	6	5	1
	Ortalama	***2,5***	***4***	***2,5***	***5,5***	***5,5***	***1***
3 Oda - 3. Küme (17)	**MAPE**	2	3	6	4	5	1
	MAE	1	3	6	5	4	2
	Ortalama	***1,5***	***3***	***6***	***4,5***	***4,5***	***1,5***
3 Oda - 4. Küme (47)	**MAPE**	1	3	4	2	6	5
	MAE	1	2	5	4	6	3
	Ortalama	***1***	***2,5***	***4,5***	***3***	***6***	***4***
3 Oda - 5. Küme (101)	**MAPE**	5	4	2	3	6	1
	MAE	5	4	2	3	6	1
	Ortalama	***5***	***4***	***2***	***3***	***6***	***1***
4 Oda - 1. Küme (51)	**MAPE**	3	5	1	4	6	2
	MAE	3	5	2	4	6	1
	Ortalama	***3***	***5***	***1,5***	***4***	***6***	***1,5***
4 Oda - 2. Küme (120)	**MAPE**	6	5	2	3	4	1
	MAE	6	3	2	5	4	1
	Ortalama	***6***	***4***	***2***	***4***	***4***	***1***
4 Oda - 3. Küme (25)	**MAPE**	1	4	3	6	5	2
	MAE	2	4	3	6	5	1
	Ortalama	***1,5***	***4***	***3***	***6***	***5***	***1,5***
4 Oda - 4. Küme (24)	**MAPE**	4	5	1	2	6	3
	MAE	5	4	1	2	6	3
	Ortalama	***4,5***	***4,5***	***1***	***2***	***6***	***3***
4 Oda - 5. Küme (23)	**MAPE**	1	3	4	5	6	2
	MAE	1	3	4	5	6	2
	Ortalama	***1***	***3***	***4***	***5***	***6***	***2***
Genel Ortalama		***3,11***	***3,83***	***3***	***4,19***	***5,31***	***1,56***

Gölbaşı ilçesi kapsamında genel model performansları Çizelge 4.34 ve Çizelge 4.35'te gösterilmektedir. Bu çizelgelerden görülebileceği üzere öncül modeller içerisinde tüm veri seti kapsamında en iyi model 1,81 ortalama sıralama puanı ile Ridge olurken meta modeller açısından ise 1,56 ortalama sıralama puanı ile YSA en iyi performans gösteren modeller

olmuştur. Her ne kadar her bir veri seti kapsamında farkı modeller daha iyi sonuçlar sergilemiş olsalar da eğer Gölbaşı ilçesi kapsamında tek bir öncül model veya tek bir meta model seçilmesi gerekir ise bu modellerin seçilmesi uygun olacaktır.



Şekil 4.8. Gölbaşı ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler

Şekil 4.8'da Gölbaşı ilçesi kapsamında oluşturulan tüm veri kümeleri ve tüm öncül modeller için özellik seçimi sonrasında en çok kullanılan ilk 15 değişkene ait kullanım oranları sunulmaktadır. Burada oluşturulan sıralama modelleme esnasında özellik seçim aşamasında en çok seçilen özelliklere göre yapılan bir sıralama ile elde edilmiştir. Bu neticede Şekil 4.8'de de görülmekte olduğu üzere Yıl (2021) değişkeni modellerin oluşturulmasında en çok seçilen özellik iken sırasıyla Isı Yalıtımı, Bulunduğu Kat ve Otopark gibi özellikler bu özelliklerin hemen ardından gelmektedir. Ayrıca burada da diğer ilçelerde olduğu gibi Ay (6), Ay (1), Ay (5) , Ay (4) ve Yıl (2021) gibi zaman değişkenlerinin varlığı tahmin edilebileceği gibi çok dalgalı olan bir periyot kapsamında zaman kavramının önemini ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.36. Keçiören ilçesine ait tüm model sonuçları

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 Oda (58)	MARS	0,116	77456	1,06	15,13	0,158	54521	***1,01***	16,92	0,251	107105	1,06	31,16	0,146	45083	1,03	***10,01***	0,227	95854	1,03	25,15	0,18	76004	1,04	19,67
	ÇDR	0,127	84733	1,08	***13,64***	0,257	78375	1,04	26,07	0,302	130307	1,1	31,55	0,201	59691	1,05	18,12	0,339	148568	***1,01***	41,2	0,245	100335	1,06	26,12
	Lasso	0,128	49379	***1,03***	***14,73***	**0,077**	**24359**	***0,99***	***7,55***	0,138	58144	***1,03***	***13,43***	0,073	27275	***1***	***7,04***	**0,087**	**32771**	***1,01***	***9,88***	**0,101**	**38386**	***1,01***	***10,53***
	Ridge	**0,095**	**44198**	***1,02***	***9,48***	0,131	39185	***1,01***	***10,68***	**0,116**	**52656**	***1,03***	***9,42***	**0,073**	**24925**	***0,99***	***8,94***	0,122	46809	***0,99***	***10,44***	0,107	41555	***1,01***	***9,79***
	ElasticNET	0,126	77699	1,08	***12,74***	0,24	67788	1,04	22,32	0,193	64739	1,06	***14,52***	0,159	48072	1,05	***13,34***	0,146	60984	***1***	***13,13***	0,173	63856	1,05	15,21
	KNN	0,218	198435	1,33	20,83	0,17	48885	1,04	16,92	0,241	141219	1,14	26,63	0,229	91833	1,13	22,92	0,158	74120	1,03	20,69	0,203	110898	1,13	21,6
	DVR	0,184	168739	1,26	16,29	0,195	55168	1,04	16,93	0,233	132622	1,11	25,04	0,257	139609	1,25	21,85	0,199	105748	1,06	18,41	0,214	120377	1,14	19,7
	LGBM	0,213	209948	1,34	21,21	0,204	71994	1,04	20,96	0,302	159626	1,16	31,42	0,21	155184	1,32	19,32	0,201	83921	1,04	21,1	0,226	136135	1,18	22,8
	RF	0,178	125934	1,17	***13,8***	0,216	62163	1,04	19,26	0,18	93028	1,07	18,36	0,226	92498	1,15	19,76	0,184	79608	1,05	19,77	0,197	90646	1,1	18,19
	CatBoost	0,126	79814	1,09	***12,69***	0,188	49598	1,04	18,84	0,135	78396	1,05	17,51	0,138	37380	1,05	***12,56***	0,143	59999	1,03	18,68	0,146	61037	1,05	16,06
	XGBoost	0,12	73958	1,08	***12,47***	0,171	50198	***1,03***	***15,93***	0,177	89120	1,09	21,16	0,109	32537	1,03	***10,93***	0,128	57107	1,03	18	0,141	60584	1,05	15,7
	AdaBoost	0,123	86167	1,1	***13,27***	0,138	41303	***1,03***	***13,86***	0,578	248802	1,12	64,81	0,152	45083	1,04	***14,48***	0,272	111600	1,06	31,83	0,253	106591	1,07	27,65
	YSA	0,187	143982	1,16	18,43	0,16	47378	***1,03***	***14,04***	0,247	141905	1,13	24,61	0,202	102237	1,16	19,77	0,255	127512	1,07	20,23	0,21	112603	1,11	19,42
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,09	42374	***1,03***	***10,86***	0,073	23704	***1***	***5,38***	0,078	40059	***1,03***	***8,11***	0,053	16355	***1***	***5,29***	0,089	35199	***0,99***	***6,99***	0,077	31538	***1,01***	***7,33***
	MARS	0,075	**30670**	***1,02***	***10,01***	**0,064**	**20564**	***1***	***5,5***	0,089	41280	***1,01***	***8,89***	0,051	24900	***0,99***	***5,42***	**0,065**	**28406**	***1***	***7,27***	0,069	29164	***1***	***7,42***
	AdaBoost	**0,072**	51483	***1,05***	***8,84***	0,065	21729	***1***	***6,8***	0,088	43172	1,04	***8,92***	0,053	17624	***1,01***	***6,19***	0,085	37327	***1,01***	***10,65***	0,073	34267	***1,02***	***8,28***
	XGBoost	0,083	46603	***1,03***	***9,07***	0,067	22969	***1***	***6,79***	0,071	28775	1	***6,6***	0,067	19521	***1,01***	***8,35***	0,082	34336	***1***	***8,12***	0,074	30441	***1,01***	***7,79***
	RF	0,104	81482	1,09	***11,47***	0,083	26341	***1,01***	***7,99***	**0,073**	**25142**	***1,02***	***7,32***	0,082	31557	1,05	***8,89***	0,1	41962	***1***	***7,98***	0,088	41297	***1,03***	***8,73***
	YSA	0,084	37876	***1,02***	***10,37***	0,057	18917	***1***	***4,71***	0,077	36711	***1,03***	***7,64***	**0,038**	**15175**	***0,99***	***4,36***	0,077	32616	***1,01***	***7,54***	**0,067**	**28259**	***1,01***	***6,92***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 1. Küme (576)	MARS	0,157	50388	***1,02***	16,25	0,177	70954	1,04	19,33	0,178	86206	1,04	19,85	0,153	57719	1,02	15,9	0,195	101513	1,08	18,22	0,172	73356	1,04	17,91
	ÇDR	0,129	40706	***1,03***	***13***	0,13	51978	***1,02***	***13,37***	0,21	113332	1,08	34,14	0,151	60754	1,04	16,12	0,186	127294	0,98	17,19	0,161	78813	1,03	18,76
	Lasso	0,166	50341	***1,02***	16,33	0,149	60791	***1,03***	15,05	0,171	79572	1,03	17,06	0,159	63558	1,01	17,46	0,171	86103	1,05	16,74	0,163	68073	1,03	16,53
	Ridge	0,174	51335	***1,01***	16,91	0,152	62463	1,03	16,63	0,161	76521	1,04	16,08	0,158	65706	1,01	15,79	0,174	87711	1,06	17,44	0,164	68747	1,03	16,57
	ElasticNET	0,186	56506	***1,02***	17,32	0,168	69079	1,03	16,83	0,18	83181	1,06	18,25	0,17	67819	1,02	17,36	0,18	93298	1,06	18,48	0,177	73977	1,04	17,65
	KNN	0,163	52128	1,03	15,86	0,169	70764	1,05	17,96	0,196	98347	1,07	23,85	0,16	64659	1,04	16,12	0,207	131789	1,08	19,61	0,179	83537	1,05	18,68
	DVR	0,381	110152	1,06	***14,95***	0,211	96429	1,09	22,07	0,343	170010	1,2	40,44	0,24	88710	1,09	20	0,309	218292	1,15	27,98	0,297	136719	1,12	25,09
	LGBM	0,144	47633	***1,02***	15,22	0,144	54343	***1,03***	***14,04***	0,156	77435	1,04	18,42	0,15	56691	***1,02***	***14,92***	0,172	99876	1,07	18,59	0,153	67196	1,04	16,24
	RF	0,159	46887	***1,02***	***12,7***	0,146	61078	1,04	16,84	0,17	81368	1,07	18,44	0,143	51906	1,04	***13,13***	0,17	105964	1,08	17,08	0,158	69441	1,05	15,64
	CatBoost	**0,112**	**33593**	***1,01***	***11,32***	**0,116**	**46881**	***1,03***	***11,57***	0,13	**66510**	1,04	13,02	**0,102**	40048	***1,02***	***10,26***	0,138	83543	1,06	14,61	0,12	54115	***1,03***	***12,16***
	XGBoost	0,112	34172	***1,01***	***11,27***	0,12	47641	***1,03***	***12,02***	**0,126**	66671	1,05	16,17	0,105	**38391**	***1,02***	***10,54***	**0,138**	**79424**	1,05	15,09	**0,12**	**53260**	***1,03***	***13,02***
	AdaBoost	0,113	34202	***1,02***	***11,48***	0,14	56519	1,03	18,11	0,185	89014	1,06	24,47	0,131	47967	1,04	***12,97***	0,172	109629	1,06	17,87	0,148	67466	1,04	16,98
	YSA	0,134	44276	***1,03***	***13,33***	0,146	62697	1,04	16,43	0,157	83987	1,06	21,33	0,16	70170	1,02	17,12	0,162	88224	1,06	17,15	0,152	69871	1,04	17,07
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,105	31570	***1,01***	***10,24***	0,118	46557	***1,02***	***11,29***	**0,123**	**64293**	***1,03***	***12,44***	0,101	38962	***1,01***	***10,06***	0,134	77799	1,05	***13,72***	0,116	51836	***1,02***	***11,55***
	MARS	0,11	33430	***1,02***	***10,53***	0,115	46192	***1,02***	***10,69***	0,126	67129	1,04	***13***	0,105	40593	***1,02***	***10,15***	0,134	77799	1,05	***13,72***	0,118	53029	***1,03***	***11,62***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 2. Küme (87)	MARS	0,138	42485	***1***	***11,68***	0,143	58062	***1,02***	15,02	0,091	42909	***1***	18,89	0,139	46255	***1,01***	***10,87***	0,146	66510	***1,02***	16,27	0,131	51244	***1,01***	***14,55***
	ÇDR	0,066	21779	***1,01***	***7,24***	**0,067**	**29317**	***1***	***6,61***	0,075	33421	***1***	***7,55***	0,069	23084	***1***	***5,37***	0,064	27429	***1***	***7,16***	0,068	27006	***1***	***6,79***
	Lasso	**0,03**	**9853**	***1***	***3,28***	0,076	29472	***1***	***12,94***	**0,041**	**17753**	***1***	***3,71***	**0,048**	**16304**	***1***	***4,91***	**0,047**	**20916**	***1***	***8,21***	**0,048**	**18860**	***1***	***6,61***
	Ridge	0,067	23072	***1,01***	***8,06***	0,071	25764	***1,01***	***7,16***	0,073	35056	***1***	***10,92***	0,08	26515	***1***	***7,7***	0,081	35590	***1,01***	***10,32***	0,074	29199	***1,01***	***8,83***
	ElasticNET	0,085	27635	***1,01***	***8,25***	0,133	56755	***1,03***	***13,13***	0,106	52663	***1***	18,97	0,125	42576	***1,01***	***11,86***	0,123	51859	***1,02***	***11,81***	0,114	46298	***1,01***	***12,8***
	KNN	0,146	43140	***1,02***	***11,38***	0,156	60412	1,03	15,31	0,13	55739	***1,02***	***13,59***	0,205	66171	***1,02***	***11,68***	0,144	64480	***1,01***	17,27	0,156	57988	***1,02***	***13,85***
	DVR	0,253	74572	***1,03***	***13,11***	0,148	67273	1,05	15,84	0,216	107181	1,05	19,91	0,181	58018	***1,02***	***10,36***	0,192	92296	1,05	19,43	0,198	79868	1,04	15,73
	LGBM	0,135	40203	***1,01***	***12,2***	0,168	72675	1,05	17,52	0,093	41041	***1,01***	***9,9***	0,101	37564	***1,02***	***9,86***	0,152	67411	1,03	15,68	0,13	51779	***1,02***	***13,03***
	RF	0,166	48526	***1,02***	***10,32***	0,142	63822	1,04	15,83	0,136	65849	***1,03***	15,32	0,153	49625	***1,01***	***9,31***	0,141	66481	1,03	***14,13***	0,148	58861	***1,03***	***12,98***
	CatBoost	0,089	25982	***1,01***	***9,61***	0,126	57043	***1,03***	***13,2***	0,115	54760	***1,02***	***11,51***	0,133	42850	***1,01***	***9,97***	0,111	54047	***1,03***	***11,21***	0,115	46936	***1,02***	***11,1***
	XGBoost	0,075	22336	***1,01***	***8,44***	0,127	48407	***1,02***	***13,54***	0,089	41390	***1,01***	***11,37***	0,127	42236	***1,01***	***11,08***	0,109	48697	***1,02***	***10,82***	0,105	40613	***1,01***	***11,05***
	AdaBoost	0,171	52765	***1,01***	***14,98***	0,18	79456	1,03	19,04	0,159	75458	***1,02***	16,12	0,162	51941	***1,01***	16,72	0,144	70544	1,03	20,66	0,163	66033	***1,02***	***17,5***
	YSA	0,124	39357	***1***	***13,23***	0,153	67008	1,04	15,52	0,158	75290	1,03	17,23	0,176	56582	***1,02***	***14,05***	0,153	76629	1,04	***14,51***	0,153	62973	***1,03***	***14,91***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,035	11404	***1***	***4,75***	0,061	24748	***1***	***6,24***	0,034	15031	***1***	***3,64***	0,041	14107	***1***	***3,97***	0,035	15142	***1***	***6,49***	0,041	16086	***1***	***5,02***
	MARS	0,035	11053	***1***	***3,83***	**0,06**	**22904**	***1***	***6,29***	0,037	16376	***1***	***4,15***	0,038	13237	***1***	***4,23***	**0,035**	**15142**	***1***	***6,49***	0,041	15742	***1***	***5***
	AdaBoost	0,056	16459	***1,01***	***5,97***	0,07	28816	***1,01***	***6,97***	0,04	16981	***1***	***4,66***	0,038	13053	***1***	***4,62***	0,039	18690	***1,01***	***4,64***	0,049	18800	***1,01***	***5,37***
	XGBoost	0,04	12887	***1,01***	***4,88***	0,062	25272	***1***	***6,18***	0,04	16795	***1,01***	***5,55***	**0,032**	**10959**	***1***	***3,27***	0,038	16994	***1***	***5,15***	0,042	16581	***1***	***5,01***
	RF	0,055	16657	***1,01***	***5,28***	0,063	26389	***1,01***	***6,38***	0,04	17623	***1***	***5,71***	0,04	13772	***1***	***3,47***	0,039	17762	***1,01***	***6,63***	0,047	18441	***1,01***	***5,49***
	YSA	**0,031**	**9874**	***1***	***3,71***	0,065	25785	***1***	***6,75***	**0,032**	**14415**	***1***	***3,51***	0,037	12689	***1***	***3,71***	0,036	15289	***1***	***6,52***	**0,04**	**15610**	***1***	***4,84***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 3. Küme (294)	MARS	0,177	67383	1,03	16,4	0,167	87628	1,04	15,94	0,179	108881	1,03	18,86	0,159	68938	1,03	16,11	0,149	78676	***1,02***	15,5	0,166	82301	1,03	16,56
	ÇDR	0,122	48598	***1,02***	***11,94***	0,22	103564	***1,02***	21,44	0,271	176463	1,03	32,53	0,14	61099	1,03	***14,3***	0,159	91553	***1,01***	19,11	0,182	96255	***1,02***	19,86
	Lasso	0,145	56007	***1,02***	***12,96***	0,151	77288	1,03	15,09	0,158	94289	1,03	15,75	0,177	71022	1,04	17,07	0,151	86710	***1,02***	16,65	0,156	77063	1,03	15,5
	Ridge	0,14	57208	***1,02***	***13,65***	0,151	77255	1,04	15,06	0,153	92935	1,04	15,34	0,152	59751	1,03	***13,73***	0,128	69271	***1,02***	***12,84***	0,145	71284	1,03	***14,12***
	ElasticNET	0,163	62966	***1,02***	***14,34***	0,163	86386	1,04	16,22	0,152	97106	1,04	15,48	0,172	69210	1,04	16,13	0,135	73264	***1,02***	***14,04***	0,157	77786	1,03	15,24
	KNN	0,192	70212	1,03	16,49	0,164	85398	1,04	16,53	0,187	115492	1,08	19,12	0,203	80962	1,05	21,32	0,176	104974	1,04	18,4	0,184	91408	1,05	18,37
	DVR	0,29	101271	1,07	20,7	0,213	120209	1,08	22,46	0,268	166070	1,14	29,4	0,258	102929	1,08	22,21	0,24	148934	1,07	23,87	0,254	127883	1,09	23,73
	LGBM	0,122	47946	***1***	***12,06***	0,123	64184	1,03	***12,28***	0,147	101059	1,06	15,82	0,11	43893	***1,02***	***11,77***	0,122	68324	***1,02***	***13,68***	0,125	65081	1,03	13,12
	RF	0,163	57202	***1,03***	***11,96***	0,139	72271	1,04	***13,48***	0,168	113388	1,08	18,89	0,152	61005	1,04	***14,4***	0,124	73790	***1,03***	***13,05***	0,149	75531	1,04	***14,36***
	CatBoost	0,109	39098	***1,02***	***10,63***	**0,121**	**63577**	1,03	***12***	0,146	98042	1,06	16,21	0,113	44946	***1,03***	***11,02***	**0,104**	**59825**	***1,02***	***11,76***	0,119	61098	1,03	***12,32***
	XGBoost	**0,094**	**32534**	***1,02***	***10,03***	0,123	67500	1,04	***12,28***	**0,127**	**86669**	1,06	***13,07***	**0,109**	**43724**	***1,02***	***10,93***	0,112	63217	***1,02***	***11,99***	**0,113**	**58729**	1,03	***11,66***
	AdaBoost	0,106	36085	***1,02***	***11,09***	0,125	67916	1,03	***13,65***	0,184	123628	1,08	19,92	0,141	53522	1,03	18,84	0,123	74498	***1,02***	15,28	0,136	71130	1,04	15,76
	YSA	0,143	54527	***1,03***	***13,88***	0,153	84535	1,05	15,73	0,175	114537	1,06	18,26	0,158	72201	1,04	15,81	0,154	93940	1,03	16,28	0,157	83948	1,04	15,99
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,093	36038	***1,01***	***8,71***	0,121	58782	***1,03***	***12,64***	0,121	76312	***1,03***	***13,17***	0,111	46043	***1,02***	***10,81***	0,113	61487	***1,01***	***11,94***	0,112	55732	***1,02***	***11,45***

	MARS	0,095	36389	1,01	9,23	0,122	58514	1,03	12,94	0,126	80849	1,02	13,23	0,104	42691	1,02	10,19	0,11	60211	1,01	10,99	0,111	55731	1,02	11,32
	AdaBoost	0,097	35475	1,01	9,41	0,11	58533	1,03	11,25	0,125	85389	1,04	12,37	0,101	40140	1,02	10,36	0,097	52798	1,01	12,09	0,106	54467	1,02	11,1
	XGBoost	0,095	36120	1,01	9,39	0,108	57469	1,03	10,79	0,13	89545	1,04	12,79	0,104	43765	1,02	10,96	0,114	63204	1,01	12,54	0,11	58021	1,02	11,29
	RF	0,1	36518	1,01	9,1	0,117	60428	1,03	11,6	0,118	82168	1,05	11,68	0,107	42434	1,02	10,66	0,103	55416	1,01	11,14	0,109	55393	1,02	10,84
	YSA	0,084	31437	1,01	8,46	0,111	55775	1,03	11,37	0,12	79583	1,04	12,01	0,099	40889	1,02	10,01	0,105	60105	1,02	10,68	0,104	53558	1,02	10,51
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 Oda – 1. Küme (15)	MARS	0,243	113955	1,06	27,08	0,11	84699	1,01	11,63	0,065	52101	1,01	4,91	0,327	172007	1,05	21,54	0,131	108323	1,02	10,5	0,175	106217	1,03	15,13
	ÇDR	0,125	47683	1,02	10,42	0,051	43978	1	4,1	0,055	39514	0,99	7,71	0,045	23784	1,01	5,15	0,03	23798	1	4,62	0,061	35751	1	6,4
	Lasso	0,212	90356	1,04	25,44	0,058	49846	1	2,81	0,047	35062	1	7,08	0,07	35120	1,01	7,27	0,039	29999	1	4,05	0,085	48077	1,01	9,33
	Ridge	0,095	42637	1,02	6,1	0,077	71943	1,01	8,25	0,042	37221	1,01	3,35	0,131	66531	1,02	8,57	0,043	31366	1	2,12	0,078	49940	1,01	5,68
	ElasticNET	0,081	34852	1	8,81	0,049	43416	1,01	5,4	0,043	37778	1,01	3,29	0,065	32801	1	1,6	0,04	30232	1	6,32	0,056	35816	1	5,08
	KNN	0,478	192333	1,06	21,69	0,103	82167	1,01	8,37	0,134	100000	1	6,28	0,197	99333	1,02	22,16	0,151	111667	1,03	14,34	0,213	117100	1,02	14,57
	DVR	0,578	218340	1,09	16,38	0,203	173780	1,02	9,33	0,148	121180	1,03	14,82	0,378	177443	1,03	11,77	0,152	117773	1,03	15,02	0,292	161703	1,04	13,46
	LGBM	0,593	222417	1,09	17,47	0,212	181333	1,02	9,66	0,172	143861	1,04	15,19	0,367	172833	1,03	10,73	0,166	133000	1,03	13,8	0,302	170689	1,04	13,37
	RF	0,44	168430	1,07	19,48	0,091	80683	1,01	7,14	0,09	79692	1,02	8,05	0,229	107483	1,02	11,99	0,126	102490	1,02	18,18	0,195	107756	1,03	12,97
	CatBoost	0,386	157440	1,04	20,67	0,128	111679	1,01	9,63	0,127	109721	1,03	11,88	0,173	86428	1,01	15,43	0,115	95405	1,02	18,14	0,186	112135	1,02	15,15
	XGBoost	0,24	95233	1,03	23,04	0,07	51219	1,01	7,83	0,106	71218	0,99	8,36	0,127	63518	1,01	16,01	0,061	44072	1	6,92	0,121	65052	1,01	12,43
	AdaBoost	0,448	178333	1,06	26,52	0,194	160489	1,01	4,03	0,18	131667	1,04	18,56	0,43	204667	1,04	26,85	0,232	193333	1,05	21,24	0,297	173698	1,04	19,44
	YSA	0,177	71442	1,01	20,79	0,201	169397	1,01	6,99	0,132	121603	1,04	20,79	0,246	117333	1,03	11,57	0,142	122754	1,03	20,46	0,18	120506	1,02	16,12
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,103	40474	1,02	10,84	0,035	31149	1	4,05	0,06	38404	1,01	6,55	0,046	22686	1,01	5,96	0,051	36022	1	4,47	0,059	33747	1,01	6,37
	MARS	0,103	40475	1,02	10,84	0,035	31149	1	4,05	0,068	53065	0,99	9,72	0,034	16634	1	2,92	0,038	28901	1	5,39	0,056	34045	1	6,58
	AdaBoost	0,14	54111	1,03	6,59	0,018	14333	1	2,31	0,016	11667	1	2,59	0,127	63333	0,98	11,44	0,033	25222	1	3,19	0,067	33733	1	5,22
	XGBoost	0,137	51104	1,03	7,19	0,053	47259	1,01	4,2	0,017	13694	1	2	0,052	24576	1	5,49	0,04	29616	1	6,03	0,06	33250	1,01	4,98
	RF	0,172	64727	1,04	9,11	0,025	23670	1	2,48	0,033	29063	1,01	2,53	0,012	6923	1	1,49	0,036	26743	1	6,28	0,056	30225	1,01	4,38
	YSA	0,111	42405	1,02	8,01	0,051	46543	1,01	3,88	0,03	21520	1	4,58	0,075	36254	1,01	7,9	0,035	24767	1	3,78	0,06	34298	1,01	5,63
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 Oda – 2. Küme (3989)	MARS	0,181	99487	1,03	17,87	0,156	110209	1,04	14,86	0,187	126008	1,05	19,05	0,167	101307	1,03	16,6	0,158	126417	1,05	15,7	0,17	112686	1,04	16,82
	ÇDR	0,177	100154	1,05	18,16	0,157	114106	1,03	15,92	0,24	176188	1,08	28,66	0,16	96357	1,05	16,29	0,153	125860	1,03	15,83	0,177	122533	1,05	18,97
	Lasso	0,199	108113	1,03	19,62	0,171	116509	1,04	16,09	0,2	128220	1,04	20,45	0,183	104506	1,04	17,74	0,165	132230	1,05	16,31	0,184	117916	1,04	18,04
	Ridge	0,199	108097	1,03	19,65	0,172	116997	1,04	16,26	0,198	128813	1,05	19,96	0,184	104925	1,04	17,91	0,166	132012	1,05	16,38	0,184	118169	1,04	18,03
	ElasticNET	0,199	108090	1,03	19,74	0,172	116668	1,04	16,17	0,199	128254	1,04	20,18	0,184	105761	1,04	18,02	0,166	131858	1,05	16,27	0,184	118126	1,04	18,08
	KNN	0,222	115935	1,04	20,79	0,178	134415	1,06	18,4	0,221	150938	1,07	22,72	0,185	110707	1,04	18,59	0,183	169450	1,06	18,41	0,198	136289	1,05	19,78
	DVR	0,328	153646	1,09	23,67	0,216	171974	1,09	21,96	0,323	198431	1,15	29,71	0,253	144137	1,1	22,89	0,24	225600	1,1	22,55	0,272	178758	1,11	24,16
	LGBM	0,125	66490	1,02	12,41	0,118	84382	1,02	11,86	0,139	98561	1,03	14,67	0,127	76205	1,02	12,86	0,12	100570	1,04	12,18	0,126	85242	1,03	12,8
	RF	0,149	77246	1,03	13,54	0,131	92663	1,04	13,01	0,166	109449	1,06	16,05	0,156	86222	1,04	14	0,137	118611	1,05	13,93	0,148	96838	1,04	14,11
	CatBoost	0,115	61736	1,02	11,5	0,113	80623	1,03	11,2	0,128	87901	1,03	13,5	0,12	71021	1,02	11,72	0,121	102465	1,04	12,2	0,119	80749	1,03	12,02
	XGBoost	0,11	58823	1,02	11,08	0,11	78504	1,03	11,02	0,132	91890	1,04	13,59	0,119	69977	1,03	11,73	0,118	100762	1,04	12,28	0,118	79991	1,03	11,94
	AdaBoost	0,171	84411	1,04	14,49	0,137	95618	1,04	13,46	0,181	116732	1,06	17,33	0,153	85393	1,04	13,77	0,137	118156	1,05	13,89	0,156	100062	1,05	14,59
	YSA	0,157	95816	1,04	15,94	0,154	114465	1,04	15,43	0,175	120262	1,05	18,86	0,151	95490	1,04	15,64	0,148	135291	1,05	15,1	0,157	112265	1,04	16,19
	Meta Modeller																								

	ElasticNET	0,112	60861	***1,01***	***11,11***	0,113	80304	***1,02***	***11,04***	0,126	**87361**	***1,03***	***13,26***	0,116	69038	***1,02***	***11,46***	0,117	97566	***1,03***	***11,87***	0,117	79026	***1,02***	***11,75***
	MARS	0,111	59776	***1,02***	***10,89***	0,112	80406	***1,02***	***11,1***	0,126	88901	***1,02***	***13,04***	0,117	68749	***1,02***	***11,29***	0,117	99182	1,04	***12,02***	0,117	79403	***1,02***	***11,67***
	AdaBoost	0,115	60948	***1,02***	***11,37***	0,115	82165	***1,02***	***11,27***	0,13	89254	***1,03***	***13,55***	0,119	69849	***1,02***	***11,68***	0,119	98824	1,04	***13,24***	0,12	80208	***1,03***	***12,22***
	XGBoost	0,114	62448	***1,02***	***11,22***	0,113	81320	***1,02***	***11,24***	0,127	88818	***1,03***	***13,67***	0,117	69393	***1,02***	***11,43***	0,117	99554	1,04	***12,27***	0,118	80307	***1,03***	***11,97***
	RF	0,115	61778	***1,02***	***11,19***	0,112	79814	***1,02***	***11,1***	0,128	89856	***1,03***	***13,2***	0,119	69960	***1,02***	***11,52***	0,117	99747	1,04	***12,28***	0,118	80231	***1,03***	***11,86***
	YSA	**0,107**	**59202**	***1,02***	***10,6***	**0,106**	**76939**	***1,03***	***10,6***	**0,125**	88963	***1,03***	***13,47***	**0,111**	**68850**	***1,02***	***11,16***	**0,114**	**98024**	1,04	***11,72***	**0,113**	**78396**	***1,03***	***11,51***
3 Oda – 3. Küme (1292)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,142	77538	***1,02***	***13,72***	0,121	80407	***1,02***	***11,96***	0,155	97246	1,04	15,38	0,148	80555	1,03	14,53	0,134	95731	***1,03***	***13,2***	0,14	86295	***1,03***	***13,76***
	ÇDR	0,125	67923	***1,02***	***12,5***	0,125	84455	***1,02***	***12,93***	0,241	173494	1,09	26,62	0,123	70448	***1,03***	***12,44***	0,143	105337	1,03	***14,16***	0,151	100331	1,04	15,73
	Lasso	0,147	78048	***1,02***	***14,17***	0,132	87803	***1,02***	***13,25***	0,161	96604	1,04	15,76	0,131	74746	***1,02***	12,91	0,141	103738	1,04	***14,09***	0,142	88188	1,03	***14,04***
	Ridge	0,15	78556	***1,01***	***14,31***	0,135	88349	***1,02***	***13,65***	0,154	93624	1,04	15,22	0,129	74232	***1,02***	12,92	0,142	102358	1,04	***14,13***	0,142	87424	***1,03***	***14,05***
	ElasticNET	0,147	77803	***1,02***	***14,06***	0,132	87783	***1,03***	***13,32***	0,162	99553	1,04	15,93	0,141	77017	***1,02***	13,83	0,137	100630	***1,03***	***13,75***	0,144	88557	***1,03***	***14,18***
	KNN	0,177	91042	1,04	16,47	0,145	99584	***1,03***	***14,72***	0,186	108324	1,06	18,43	0,172	94024	1,05	17,51	0,162	121859	1,04	16,21	0,168	102967	1,04	16,67
	DVR	0,262	119866	1,06	18,14	0,19	136834	1,06	18,91	0,288	163587	1,12	26,83	0,21	106630	1,06	19,54	0,221	182763	1,08	20,86	0,234	141936	1,08	20,86
	LGBM	0,101	54480	***1,01***	***10,47***	0,102	68484	***1,01***	***10,42***	0,128	81368	1,03	***14,01***	0,118	63234	***1,03***	***11,54***	0,117	85701	***1,03***	***11,72***	0,113	70653	***1,02***	***11,63***
	RF	0,135	68131	***1,03***	***11,76***	0,112	75450	***1,03***	***11,39***	0,157	91781	1,06	15,76	0,144	76647	1,04	***13,44***	0,129	95384	1,04	***12,89***	0,135	81479	1,04	***13,05***
	CatBoost	**0,094**	50596	***1,01***	***9,54***	0,095	65248	***1,01***	***10,19***	**0,116**	74511	1,03	***12,08***	0,114	62333	***1,02***	***11,18***	**0,105**	**78111**	***1,02***	***10,48***	0,105	66160	***1,02***	***10,69***
	XGBoost	0,095	**50417**	***1,01***	***9,61***	**0,095**	**64887**	***1,02***	***10,14***	0,117	**74345**	1,04	***12,07***	**0,106**	**56909**	***1,03***	***10,43***	0,106	78711	***1,02***	***10,85***	**0,104**	**65054**	***1,02***	***10,62***
	AdaBoost	0,132	66646	***1,03***	***12,05***	0,104	70950	***1,02***	***10,88***	0,147	87604	1,06	***14,94***	0,135	72446	1,04	***13,2***	0,117	89672	***1,03***	***11,84***	0,127	77464	1,04	***12,58***
	YSA	0,121	67677	***1,02***	***12,07***	0,123	85649	***1,02***	***12,56***	0,148	101286	1,05	16,34	0,143	79491	***1,03***	***14,9***	0,131	97947	***1,03***	***13,04***	0,133	86410	***1,03***	***13,78***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,097	52570	***1,01***	***9,66***	0,094	64405	***1,01***	***9,63***	**0,11**	**71848**	***1,03***	***11,28***	**0,098**	54045	***1,02***	***9,59***	0,106	78479	***1,02***	***10,49***	0,101	64269	***1,02***	***10,13***
	MARS	0,095	51234	***1,01***	***9,51***	0,094	66318	***1,01***	***9,8***	0,112	71984	***1,03***	***11,36***	0,1	**54036**	***1,02***	***9,71***	0,103	**75966**	***1,02***	***10,37***	0,101	63908	***1,02***	***10,15***
	AdaBoost	0,096	52174	***1,01***	***9,77***	0,096	65918	***1,01***	***10,26***	0,118	76338	1,04	***13,74***	0,103	57594	***1,02***	***10,24***	0,108	80020	***1,02***	***10,71***	0,104	66409	***1,02***	***10,94***
	XGBoost	0,094	51459	***1,01***	***9,4***	0,092	64332	***1,01***	***9,84***	0,118	76732	1,04	***12,59***	0,099	54149	***1,02***	***9,79***	0,108	80733	***1,02***	***10,69***	0,102	65481	***1,02***	***10,46***
	RF	0,095	51597	***1,01***	***9,52***	0,092	63184	***1,01***	***9,81***	0,119	76588	1,04	***13,13***	0,102	54396	***1,02***	***9,83***	0,107	78463	***1,02***	***10,53***	0,103	64846	***1,02***	***10,56***
	YSA	**0,091**	**49549**	***1,01***	***9,23***	**0,09**	**62237**	***1,02***	***9,52***	0,112	72720	***1,03***	***11,42***	0,099	55892	***1,02***	***9,93***	**0,102**	77558	***1,02***	***10,32***	**0,099**	**63591**	***1,02***	***10,08***
3 Oda – 4. Küme (3472)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,182	114420	1,04	17,57	0,155	130833	1,03	15,26	0,187	144056	1,04	19,25	0,167	122282	1,04	16,08	0,154	143310	1,03	14,59	0,169	130980	1,04	16,55
	ÇDR	0,169	113662	1,05	17,51	0,159	138628	1,04	16,14	0,215	163697	1,08	23	0,166	125924	1,04	16,71	0,161	156241	1,03	15,72	0,174	139630	1,05	17,82
	Lasso	0,188	121587	1,03	18,24	0,167	141067	1,05	16,36	0,194	151217	1,06	19,55	0,174	127999	1,04	16,86	0,16	151034	1,05	15,38	0,177	138581	1,05	17,28
	Ridge	0,188	121622	1,03	18,2	0,17	142820	1,04	16,65	0,19	148731	1,07	19,03	0,175	127924	1,04	16,7	0,16	151623	1,05	15,54	0,177	138544	1,05	17,22
	ElasticNET	0,188	122397	1,04	18,48	0,168	141587	1,04	16,37	0,187	145216	1,05	18,79	0,172	128385	1,04	16,73	0,16	150519	1,05	15,28	0,175	137621	1,04	17,13
	KNN	0,215	134775	1,05	21,06	0,172	150351	1,04	17,62	0,211	169031	1,07	21,89	0,188	135285	1,04	17,93	0,17	170409	1,05	17,01	0,191	151970	1,05	19,1
	DVR	0,375	204370	1,1	25,18	0,212	198321	1,08	21,57	0,327	222976	1,16	30,04	0,25	169316	1,09	23,65	0,229	244952	1,08	20,29	0,279	207987	1,1	24,15
	LGBM	0,122	76805	***1,02***	***12,12***	0,124	108749	***1,02***	***12,26***	0,15	120644	1,04	15,99	0,128	92879	***1,03***	***12,5***	0,127	123778	***1,03***	***12,72***	0,13	104571	1,03	***13,12***
	RF	0,165	99954	1,04	***14,8***	0,137	120560	1,04	***13,99***	0,167	124910	1,07	16,73	0,159	111593	1,04	***14,07***	0,137	133110	1,04	***13,68***	0,153	118025	1,05	***14,65***
	CatBoost	0,121	75944	***1,02***	***11,98***	0,116	103349	***1,03***	***11,65***	0,135	108173	1,04	***13,67***	0,125	92048	***1,03***	***12,22***	0,121	115904	***1,03***	***12,19***	0,124	99084	***1,03***	***12,34***
	XGBoost	**0,119**	**72991**	***1,02***	***11,82***	**0,116**	**102664**	***1,03***	***11,54***	**0,133**	**104060**	1,05	***13,44***	**0,121**	**89164**	***1,03***	***11,97***	**0,119**	**115087**	***1,03***	***12,04***	**0,122**	**96793**	***1,03***	***12,16***
	AdaBoost	0,176	106534	1,05	16,06	0,147	127604	1,04	14,8	0,183	135177	1,07	18,68	0,156	110480	1,04	14,45	0,142	136915	1,04	***14,02***	0,161	123342	1,05	15,6
	YSA	0,157	113263	1,04	16,63	0,149	136234	1,04	15,19	0,177	147158	1,06	18,97	0,154	120649	1,04	15,91	0,145	148231	1,05	***14,52***	0,156	133107	1,05	16,24

	Meta Modeller																							
	ElasticNET	0,117	73337	***1,02***	***11,58***	0,116	103169	***1,02***	***11,43***	0,131	**104844**	1,04	***13,12***	0,122	89311	***1,03***	***11,86***	0,122	115448	***1,03***	***11,98***	0,122	97222	***1,03***	***11,99***
	MARS	0,118	73784	***1,02***	***11,62***	0,116	104215	***1,02***	***11,71***	0,132	106399	1,04	***13,28***	0,122	89929	***1,03***	***11,83***	0,12	114639	***1,03***	***11,81***	0,122	97793	***1,03***	***12,05***
	AdaBoost	0,12	75811	***1,02***	***11,66***	0,117	104244	***1,02***	***12,15***	0,133	106000	1,04	***13,61***	0,122	90326	***1,03***	***11,91***	0,12	114893	***1,03***	***11,89***	0,122	98255	***1,03***	***12,24***
	XGBoost	0,118	75341	***1,02***	***11,66***	0,116	103963	***1,02***	***12,1***	0,133	105189	1,04	***13,41***	0,122	89943	***1,03***	***11,93***	0,12	114820	***1,02***	***11,85***	0,122	97851	***1,03***	***12,19***
	RF	0,121	75654	***1,02***	***11,73***	0,117	104934	***1,02***	***12,28***	0,132	105376	1,04	***13,37***	0,123	89892	***1,03***	***11,87***	0,12	114484	***1,02***	***11,98***	0,123	98068	***1,03***	***12,25***
	YSA	**0,113**	**72931**	***1,02***	***11,27***	**0,112**	**101525**	***1,03***	***11,22***	**0,13**	106098	1,04	***13,36***	**0,115**	**88154**	***1,03***	***11,58***	**0,116**	**114667**	***1,03***	***11,77***	**0,117**	**96675**	***1,03***	***11,84***
4 Oda – 1. Küme (1722)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,156	201295	1,03	15,58	0,175	263079	1,04	16,58	0,197	273256	1,05	19,19	0,151	218938	***1,02***	***14,2***	0,163	284577	1,04	15,9	0,168	248229	1,04	16,29
	ÇDR	0,147	191341	1,03	***14,9***	0,156	257603	1,03	15,53	0,182	260355	1,05	17,86	0,141	212098	***1,03***	***13,77***	0,166	302054	1,04	16,81	0,158	244690	1,04	15,77
	Lasso	0,169	209089	1,01	16,82	0,17	259494	1,04	16,27	0,192	264556	1,04	18,39	0,146	207734	***1,03***	***13,64***	0,158	280499	1,05	15,76	0,167	244274	1,03	16,18
	Ridge	0,173	210252	1,01	17,17	0,169	256698	1,04	16,14	0,186	262762	1,05	17,73	0,145	207883	1,03	***13,68***	0,159	282088	1,05	15,8	0,166	243937	1,04	16,1
	ElasticNET	0,167	208160	1,01	16,67	0,171	258652	1,05	16,53	0,19	268188	1,04	18,66	0,153	211112	1,03	***14,38***	0,159	280893	1,05	15,81	0,168	245401	1,04	16,41
	KNN	0,193	236289	1,05	18,02	0,178	291102	1,05	18,45	0,201	286834	1,06	20,6	0,176	249128	1,04	16,87	0,175	329202	1,04	17,39	0,185	278511	1,05	18,27
	DVR	0,287	321115	1,06	19,1	0,218	369323	1,09	22,26	0,308	408902	1,11	25,48	0,197	262907	1,07	18,52	0,259	530202	1,07	21,92	0,254	378490	1,08	21,46
	LGBM	0,103	130966	***1,02***	***10,65***	0,117	185189	***1,03***	***12,11***	0,132	190241	1,04	***13,09***	0,111	160299	***1,02***	***10,91***	0,121	230658	***1,02***	***12,26***	0,117	179471	***1,03***	***11,8***
	RF	0,141	167571	1,04	***13,01***	0,147	230083	1,04	***14,19***	0,165	220996	1,06	15,55	0,154	200707	1,04	***13,32***	0,144	266347	1,04	***14,39***	0,15	217141	1,04	***14,09***
	CatBoost	0,094	121666	***1,02***	***9,46***	0,116	184220	***1,03***	***11,61***	**0,124**	**173456**	***1,03***	***12,38***	0,111	155008	***1,03***	***10,91***	0,124	229101	***1,02***	***12,51***	0,114	172690	***1,03***	***11,37***
	XGBoost	**0,093**	**119829**	***1,02***	***9,24***	**0,111**	**179266**	***1,02***	***11,22***	0,124	177311	1,04	***12,48***	**0,109**	**154509**	***1,02***	***10,58***	**0,122**	**229646**	***1,02***	***12,26***	**0,112**	**172112**	***1,02***	***11,16***
	AdaBoost	0,128	150672	1,04	***12,16***	0,137	216261	1,04	***13,31***	0,144	199071	1,05	***13,96***	0,14	187735	1,04	***13,08***	0,135	256060	***1,03***	***13,56***	0,137	201960	1,04	***13,21***
	YSA	0,144	192151	1,03	***14,69***	0,153	250131	1,04	15,24	0,178	257643	1,05	17,76	0,137	211166	***1,03***	***13,68***	0,153	290960	1,04	15,4	0,153	240410	1,04	15,35
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	**0,089**	**116048**	1,02	8,86	0,111	177625	1,02	11,23	0,122	172469	1,03	12,16	0,107	152018	1,02	10,12	**0,119**	**220862**	1,02	12,12	0,11	**167804**	***1,02***	***10,9***
	MARS	0,089	116511	1,01	8,88	0,111	177625	1,02	11,23	0,124	177022	1,03	12,36	0,108	153704	1,02	10,16	0,12	222549	1,02	12,2	0,11	169482	***1,02***	***10,97***
	AdaBoost	0,098	126556	1,02	9,88	0,111	181700	1,02	11,14	0,129	182467	1,03	13,22	0,106	151249	1,02	10,43	0,122	229662	1,02	12,21	0,113	174327	***1,02***	***11,38***
	XGBoost	0,095	122537	1,02	9,55	0,111	182797	1,03	11,31	0,126	180369	1,03	12,58	0,105	151855	1,02	10,21	0,122	229633	1,02	12,21	0,112	173438	***1,02***	***11,17***
	RF	0,096	122845	1,02	9,59	0,113	182220	1,02	11,47	0,126	177324	1,03	12,46	0,106	151022	1,02	10,19	0,12	226679	1,02	12,01	0,112	172018	***1,02***	***11,14***
	YSA	0,089	118299	1,02	8,94	**0,107**	**175871**	1,02	10,91	**0,119**	**174931**	1,04	11,86	**0,1**	**146639**	1,02	10,13	0,12	227048	1,02	12,02	**0,107**	168558	***1,02***	***10,77***
4 Oda – 2. Küme (310)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,289	220106	***1,02***	26,6	0,167	191214	1,06	16,69	0,256	222888	1,04	24,88	0,275	223679	1,13	28,59	0,178	229004	1,04	26,32	0,233	217378	1,06	24,62
	ÇDR	0,202	172388	1,06	20,16	0,176	224852	1,06	17,83	0,25	302184	***1***	27,68	0,211	220056	1,05	18,21	0,181	222170	***1,01***	18,68	0,204	228330	1,04	20,51
	Lasso	0,217	166279	***1***	21,46	0,167	180758	1,05	17,42	0,242	206226	***0,99***	24,5	0,277	210852	1,09	26,36	0,189	204099	1,06	19,65	0,218	193643	1,04	21,88
	Ridge	0,244	178358	***1***	24,02	0,16	**166159**	1,06	15,55	0,214	183851	***1***	21,04	0,232	168221	1,08	24,49	0,179	173624	1,04	18,27	0,206	174043	1,04	20,67
	ElasticNET	0,259	184145	1,08	21,14	0,187	206163	1,05	19,13	0,207	197944	1,08	18,84	0,241	178164	1,1	22,41	0,208	235190	1,06	21,26	0,22	200321	1,07	20,56
	KNN	0,258	196524	1,07	22,74	0,217	251463	1,07	39,04	0,245	251930	1,03	26,31	0,209	214198	1,06	18,46	0,18	226290	1,04	24,08	0,222	228081	1,05	26,13
	DVR	0,522	389186	1,29	43,59	0,398	507352	1,28	39,1	0,38	385032	1,26	35,27	0,516	539806	1,34	38,78	0,284	430032	1,19	28,83	0,42	450282	1,27	37,11
	LGBM	0,213	165113	1,06	19,84	0,141	166366	1,06	14,07	0,189	199691	1,06	20,73	0,204	177130	1,08	20,87	0,156	186126	1,04	17,02	0,181	178885	1,06	18,51
	RF	0,282	199963	1,09	21,24	0,199	245719	1,11	20,55	0,276	243804	1,11	26,97	0,26	224896	1,14	22,43	0,165	217739	1,07	16,06	0,236	226424	1,1	21,45
	CatBoost	**0,155**	**126419**	1,04	16,1	0,164	178998	1,08	17,03	**0,149**	**171013**	1,04	15,52	0,189	**151013**	1,08	21,59	**0,133**	**158117**	1,04	***14,28***	**0,158**	**157112**	1,06	16,9
	XGBoost	0,173	125205	1,06	18,1	**0,133**	168169	1,05	13,33	0,166	184398	1,04	18,6	**0,178**	152208	1,07	20,49	0,14	167372	1,03	***14,14***	0,158	159470	1,05	16,93
	AdaBoost	0,289	215388	1,09	25,55	0,228	291185	1,11	25,85	0,29	263603	1,09	32,37	0,274	208345	1,12	24,01	0,163	211206	1,04	16,65	0,249	237945	1,09	24,89

	YSA	0,188	146292	***1***	18,81	0,185	229075	1,07	18,38	0,173	179276	***1,01***	19,01	0,192	170680	1,08	17,78	0,168	197697	1,05	17,68	0,181	184604	1,04	18,33
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,167	122485	***1***	17,9	0,121	133459	1,06	***12,14***	0,166	**159357**	***0,98***	16,81	0,182	145390	1,06	15,69	0,117	125721	***1,03***	***11,76***	0,151	137282	***1,03***	***14,86***
	MARS	0,144	119569	1,03	14,27	0,121	134611	1,05	***12,01***	0,149	165608	1,03	15,7	0,17	141699	1,04	15,82	0,11	122533	***1,01***	***12,82***	0,139	136804	***1,03***	***14,12***
	AdaBoost	0,134	114968	***1,01***	***13,47***	0,131	154259	1,05	***14,41***	0,155	167019	1,04	19,04	0,171	146051	1,06	18,55	0,109	127390	***1,01***	***11,2***	0,14	141937	1,03	15,33
	XGBoost	**0,137**	**114195**	***1,02***	***13,37***	0,12	144677	1,04	***11,95***	0,162	177499	1,03	17,89	0,164	154226	1,05	15,56	0,116	138621	***1,02***	***11,87***	0,14	145844	1,03	***14,13***
	RF	0,15	121874	***1,02***	***14,04***	**0,114**	**139425**	1,05	***11,28***	0,154	170106	1,03	18,72	0,175	144634	1,07	15,49	**0,106**	**127101**	***1,02***	***10,65***	0,14	140628	1,04	***14,04***
	YSA	0,147	115580	1,03	16,91	0,125	167466	1,05	***12,09***	**0,142**	161071	***1,02***	***14,02***	**0,152**	**136203**	1,06	16,63	0,111	121527	***1,03***	***11,63***	**0,135**	**140369**	1,04	***14,26***
4 Oda – 3. Küme (203)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,157	115877	***1,02***	17,1	0,226	218213	1,05	23,01	0,176	209054	1,07	17,11	0,186	149334	1,04	19,5	0,162	196976	***1,01***	16,16	0,181	177891	1,04	18,58
	ÇDR	0,144	117920	***1,01***	***14,38***	0,168	160100	***1***	17,25	0,195	217008	1,08	20,41	0,188	145319	***1,01***	20,26	0,189	239821	1,03	26,79	0,177	176034	1,03	19,82
	Lasso	0,114	78731	***0,99***	***12,15***	0,179	166344	***1,02***	16,05	**0,119**	**171662**	1,05	12,22	0,15	102992	1,04	***14,61***	**0,102**	**120758**	***1,01***	***14,91***	0,133	128097	***1,02***	***13,99***
	Ridge	0,135	99354	***1,03***	***13,53***	0,122	128671	***1,01***	***12,62***	0,136	146410	1,04	15,4	0,139	117756	1,03	13,88	0,136	158131	***1,02***	***13,61***	0,134	130064	***1,03***	***13,81***
	ElasticNET	0,155	113077	***1,01***	16,5	0,173	159360	1,04	16,13	0,146	178129	***1,03***	***14,1***	0,163	129182	1,04	15,25	0,15	176466	1,04	15,29	0,157	151243	1,03	15,45
	KNN	0,233	194189	***1,02***	20,5	0,195	199506	1,05	18,64	0,276	347902	1,13	29,73	0,191	151207	1,07	20,65	0,259	350862	1,07	25,05	0,231	248733	1,07	22,91
	DVR	0,427	302618	1,16	29,65	0,309	317591	1,18	32,06	0,439	478125	1,29	47,62	0,374	278092	1,14	26,15	0,297	405747	1,15	31,94	0,369	356435	1,18	33,48
	LGBM	0,145	100218	***1,01***	17,39	0,187	163286	1,06	18,3	0,191	243789	1,09	19,68	0,132	111238	1,***02***	***13,88***	0,166	186584	1,04	17,19	0,164	161023	1,04	17,29
	RF	0,207	142361	1,05	16,23	0,188	174339	1,07	18,83	0,223	252908	1,14	22,96	0,142	103080	1,06	***13,95***	0,208	280645	1,08	22,94	0,194	190667	1,08	18,98
	CatBoost	0,116	79884	***1,02***	15,01	**0,119**	**122872**	1,05	***12,29***	0,156	196672	1,09	16,13	0,114	94386	***1,03***	***11,47***	0,147	191374	1,06	16,6	0,13	137038	1,05	***14,3***
	XGBoost	**0,081**	**51510**	***1,02***	***9,19***	0,131	127244	1,04	***13,95***	0,151	187048	1,09	16,67	**0,089**	**77985**	***1,01***	***10,83***	0,131	169416	1,04	***13,95***	**0,117**	**122641**	1,04	***12,92***
	AdaBoost	0,161	126229	***1,02***	15,64	0,178	188878	1,06	18,08	0,201	239600	1,11	25,72	0,138	100523	1,05	***14,65***	0,224	300589	1,06	26,53	0,18	191164	1,06	20,12
	YSA	0,194	166312	1,03	17,78	0,217	226888	1,08	22,46	0,226	320870	1,11	27,94	0,167	158437	1,05	17,28	0,247	326090	1,08	25,41	0,21	239719	1,07	22,17
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,103	75000	***1,01***	***9,52***	0,116	118416	***1***	***11,24***	0,104	138190	1,04	***10,56***	0,104	85362	***1,01***	***10,57***	0,112	133806	***1,02***	***11,18***	0,108	110155	***1,02***	***10,61***
	MARS	0,085	57257	***1,01***	***8,9***	0,111	114045	***1,01***	***10,84***	0,121	146563	1,05	***12,53***	**0,079**	66443	***1***	***8,9***	0,108	135570	***1,02***	***10,95***	0,101	103976	***1,02***	***10,42***
	AdaBoost	0,086	61371	***1,01***	***10,49***	0,095	96059	***1,02***	***9,38***	0,112	143314	1,06	***11,83***	0,083	**59625**	***1,02***	***8,52***	0,109	146486	1,03	***14,78***	0,097	101371	***1,03***	***11***
	XGBoost	0,091	61427	***1,01***	***12,12***	**0,093**	98147	***1,01***	***9,02***	**0,103**	**136726**	1,05	***10,66***	0,082	67163	***1,01***	***8,24***	0,107	134575	***1,02***	***10,6***	0,095	99608	***1,02***	***10,13***
	RF	0,086	58923	***1,01***	***9,6***	0,108	95147	***1,03***	***9,62***	0,115	142682	1,06	***12,12***	0,087	66439	***1,02***	***8,74***	0,098	121988	***1,02***	***10,12***	0,099	97036	***1,03***	***10,04***
	YSA	**0,077**	**53465**	***1***	***7,8***	0,095	**90370**	***1,02***	***9,87***	0,106	144048	1,05	***11,01***	0,086	71973	***1,02***	***8,6***	**0,095**	**119951**	***1,01***	***9,63***	**0,092**	**95961**	***1,02***	***9,38***
4 Oda – 4. Küme (577)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,171	182326	***1,01***	18,02	0,186	216513	1,07	16,37	0,195	233952	1,03	19,34	0,139	171744	1,04	***14,17***	0,155	225695	1,03	15,33	0,169	206046	1,04	16,65
	ÇDR	0,143	147496	1,03	15,97	0,163	204591	1,05	16,72	0,238	334820	1,04	34,26	0,184	234796	1,05	18,34	0,138	215813	1,03	15,13	0,173	227503	1,04	20,08
	Lasso	0,182	180739	***1***	18,47	0,183	213170	1,04	17,39	0,209	238863	1,03	21,18	0,168	199388	***1,02***	17,34	0,163	244720	1,06	15,49	0,181	215376	1,03	17,97
	Ridge	0,179	178156	***1***	18,5	0,175	207118	1,04	16,37	0,2	230114	1,03	19,4	0,153	182891	1,04	15,19	0,154	234062	1,06	15,16	0,172	206468	1,03	16,92
	ElasticNET	0,186	189057	***1,01***	20,33	0,186	218577	1,06	17,03	0,214	244252	1,03	20,91	0,162	192255	1,04	15,9	0,165	247553	1,06	15,72	0,183	218339	1,04	17,98
	KNN	0,234	219598	1,03	23,65	0,199	239713	1,08	23,76	0,219	241944	1,08	22,63	0,175	200623	1,07	17,1	0,184	282736	1,06	23,22	0,202	236923	1,06	22,07
	DVR	0,305	238230	1,14	25,02	0,251	343171	1,13	28,05	0,315	351105	1,13	30,93	0,234	264489	1,1	22,5	0,238	405753	1,11	25,04	0,269	320550	1,12	26,31
	LGBM	0,114	109769	1,04	***13,84***	0,131	171036	1,03	***14,3***	0,144	176800	1,03	15,01	0,115	151052	1,03	11,6	0,111	176671	***1,01***	***11,87***	0,123	157066	***1,03***	***13,32***
	RF	0,161	142455	1,06	16,84	0,153	187940	1,05	15,82	0,166	185765	1,05	15,86	0,14	174497	1,06	***13,75***	0,113	179661	***1,02***	***14,73***	0,147	174064	1,05	15,4
	CatBoost	0,11	101918	1,03	***11,05***	0,128	159060	1,04	13,61	**0,12**	**147693**	1,04	***12,21***	**0,112**	**144866**	1,03	***10,98***	0,105	**168930**	***1,02***	***10,55***	**0,115**	**144493**	***1,03***	***11,68***
	XGBoost	**0,108**	**95807**	1,04	***13,22***	**0,121**	**153463**	1,03	12,06	0,128	159742	1,04	***12,86***	0,118	148750	1,04	***12,24***	**0,102**	173036	***1,02***	***11,49***	0,115	146160	***1,03***	***12,37***

	AdaBoost	0,137	126500	1,05	16,45	0,153	195869	1,05	21,05	0,17	210498	1,04	16,94	0,14	166065	1,04	***14,06***	0,127	206284	***1,02***	***14,1***	0,145	181043	1,04	16,52
	YSA	0,152	163345	***1,02***	16,34	0,154	206667	1,05	15,06	0,176	216185	1,04	18,48	0,148	196687	1,05	15,3	0,149	245088	1,06	***14,9***	0,156	205594	1,04	16,02
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,106	101798	***1,03***	***10,32***	0,121	**147284**	1,03	***13,5***	0,126	156936	***1,03***	***12,49***	0,107	139683	***1,03***	***10,48***	0,097	**159247**	***1,01***	***11***	0,111	140990	***1,03***	***11,56***
	MARS	0,108	104071	***1,03***	***10,72***	0,125	150879	***1,03***	***12,86***	0,126	156936	***1,03***	***12,49***	0,108	141134	***1,03***	***10,53***	0,098	162112	***1,01***	***11,4***	0,113	143026	***1,03***	***11,6***
	AdaBoost	0,105	103968	***1,03***	***10,5***	0,123	151840	***1,02***	***13,49***	0,128	156074	***1,03***	***12,68***	0,11	144826	***1,03***	***11,1***	0,104	169568	***1,01***	***11,07***	0,114	145255	***1,02***	***11,77***
	XGBoost	0,107	111362	***1,03***	***11,61***	0,123	155313	***1,02***	***12,79***	0,129	161232	***1,03***	***12,54***	0,107	**138417**	***1,03***	***10,79***	0,103	168034	***1,01***	***12,21***	0,114	146872	***1,02***	***11,99***
	RF	0,113	101881	1,04	***11,87***	0,124	152663	***1,03***	***11,35***	0,131	163612	1,03	***13,04***	0,107	140255	1,04	***10,61***	0,099	161511	***1,02***	***11,95***	0,115	143984	***1,03***	***11,76***
	YSA	**0,103**	**101731**	***1,03***	***10,24***	**0,113**	149160	***1,03***	***12,4***	**0,118**	**149903**	***1,03***	***12,4***	**0,104**	140951	1,04	***10,53***	**0,096**	160391	***1,02***	***10,26***	**0,107**	**140427**	***1,03***	***11,17***
4 Oda – 5. Küme (38)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,059	42998	***1***	***6,27***	0,106	75652	***1***	15,81	0,123	96597	***1,01***	***11,35***	0,061	52694	***1,01***	***5,78***	0,107	128953	***1,03***	***8,13***	0,091	79379	***1,01***	***9,47***
	ÇDR	**0,016**	9298	***1***	***1,53***	0,08	71560	***1,02***	***10,63***	0,089	64263	***1***	***9,32***	0,039	40086	***1,01***	***6,66***	0,068	57972	***0,99***	***6,45***	0,058	48636	***1***	***6,92***
	Lasso	0,019	**8091**	***1,01***	***1,93***	0,126	78213	***1,02***	***13,48***	0,138	99720	***1***	***11,22***	**0,019**	**18104**	***1***	***2,07***	**0,058**	**53890**	***1***	***6,03***	0,072	51604	***1,01***	***6,95***
	Ridge	0,017	12217	***1***	***1,68***	0,065	**54184**	***1,01***	***11,48***	0,056	43355	***1***	***5,77***	0,029	27774	***1***	***5,01***	0,063	67424	***1,01***	***5,13***	**0,046**	**40991**	***1***	***5,81***
	ElasticNET	0,021	15772	***1***	***3,01***	0,131	102650	***1***	***14,9***	0,077	56359	***1***	***7,47***	0,033	33364	***1***	***3,43***	0,093	78671	***1,01***	***11,87***	0,071	57363	***1***	***8,14***
	KNN	0,143	85833	***1,02***	***14,95***	0,106	84312	1,03	***14,8***	0,118	96675	***1,02***	***11,73***	0,071	65188	***1,02***	***6,83***	0,187	215250	1,06	17,22	0,125	109452	***1,03***	***13,11***
	DVR	0,565	261808	1,15	33,93	0,342	247468	1,13	28,21	0,152	114362	***1,02***	***10,8***	0,411	291408	1,19	41,26	0,269	310440	1,1	26,5	0,348	245097	1,12	28,14
	LGBM	0,627	285650	1,15	33,62	0,365	256675	1,13	28,14	0,162	120400	***1,02***	***10,35***	0,406	267708	1,19	41,32	0,259	297479	1,1	26,94	0,364	245582	1,12	28,07
	RF	0,21	101029	1,06	15,94	0,171	114866	1,04	16,19	0,152	108000	***1,02***	***10,96***	0,121	79012	1,05	***12,74***	0,169	199603	1,05	***11,89***	0,165	120502	1,04	***13,54***
	CatBoost	0,122	61061	***1,03***	***12,85***	0,107	73098	***1,02***	***12,27***	0,079	54018	***1,01***	***9,09***	0,059	52452	***1,01***	***4,64***	0,181	195981	***1,02***	***9,22***	0,11	87322	***1,02***	***9,61***
	XGBoost	0,057	37378	***1,01***	***7,96***	0,116	76292	***1,02***	***12,6***	**0,052**	**35042**	***1***	***5,68***	0,031	28524	***1,01***	***3,71***	0,113	129117	1,04	***10,72***	0,074	61271	***1,02***	***8,13***
	AdaBoost	0,102	51875	***1,02***	15,3	**0,058**	54500	***0,99***	***3,88***	0,223	157750	***1,02***	***13,63***	0,049	47875	***1***	***7,24***	0,239	237500	***1***	15,97	0,134	109900	***1,01***	***11,2***
	YSA	0,345	176504	1,13	29,1	0,23	208181	1,11	23,06	0,228	181511	1,03	18,95	0,149	147699	1,04	16,11	0,186	209272	1,06	20,96	0,228	184633	1,07	21,64
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,113	58415	***0,98***	***5,98***	0,06	50723	***1,01***	***10,18***	0,062	47773	***1***	***5,98***	0,024	21483	***1***	***4,48***	0,054	65105	***1,01***	***4,27***	0,063	48700	***1***	***6,18***
	MARS	0,017	11785	***1***	***1,2***	**0,047**	39119	***1,01***	***8,69***	0,053	37560	***1***	***5,06***	0,024	24600	***1***	***2,14***	0,049	**47650**	***1,01***	***7,86***	0,038	**32143**	***1***	***4,99***
	AdaBoost	**0,008**	**4125**	***1***	***0,85***	0,055	**38219**	***1,01***	***9,98***	**0,03**	**21000**	***1***	***5,73***	0,02	17875	***1***	***3,89***	0,073	80667	***1,01***	***7,61***	**0,037**	32377	***1***	***5,61***
	XGBoost	0,014	6360	***1***	***2,37***	0,063	48449	***1,01***	***11,37***	0,032	23579	***1***	***3,22***	**0,013**	**12467**	***1***	***1,77***	0,065	78927	***1,02***	***5,52***	0,037	33956	***1,01***	***4,85***
	RF	0,027	14599	***1,01***	***2,45***	0,064	50345	***1,01***	***8,67***	0,037	25846	***1***	***4,87***	0,023	17040	***1***	***2,41***	0,067	90243	***1,03***	***6,01***	0,044	39615	***1,01***	***4,88***
	YSA	0,019	13888	***1***	***2,08***	0,075	59193	***1,01***	***10,7***	0,045	33058	***1***	***5,06***	0,023	23538	***1***	***4,12***	**0,044**	50234	***1,01***	***3,58***	0,041	35982	***1***	***5,11***
4 Oda – 6. Küme (15)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,127	120798	***1***	***8,91***	0,106	106922	***1,02***	***13,4***	0,165	280876	***1,02***	17,93	0,556	901523	0,92	18,69	0,166	306400	1,1	***10,78***	0,224	343304	***1,01***	***13,94***
	ÇDR	0,032	31790	***1***	***2,15***	0,069	80417	***1,01***	***8,02***	0,011	26774	***1***	***0,93***	0,165	278923	***0,99***	33,78	0,061	55792	0,97	***7,01***	0,068	94739	***0,99***	***10,38***
	Lasso	0,039	36962	***1***	***8,43***	0,103	107973	1,05	***5,99***	0,109	185000	***1,01***	***14,48***	0,019	34605	***1,01***	***1,87***	0,11	117315	***1,02***	***14,22***	0,076	96371	***1,02***	***9***
	Ridge	0,045	44342	***1***	***4,02***	**0,038**	**82446**	***1,03***	***3,28***	0,087	163000	***1,02***	***11,59***	0,022	19477	***0,99***	***2,44***	0,033	58704	***1,02***	***2,76***	0,045	73594	***1,01***	***4,82***
	ElasticNET	**0,003**	**3014**	***1***	***0,29***	0,039	89421	***1,03***	***3,77***	**0,064**	**135996**	***1,02***	***7,95***	0,004	6928	***1***	***0,55***	**0,015**	**12742**	***1,01***	***1,46***	**0,025**	**49620**	***1,01***	***2,8***
	KNN	0,378	363667	***0,98***	***12,54***	0,134	185333	1,06	***10,95***	0,126	280833	1,04	11,7	0,094	163583	***0,98***	***12,76***	0,042	54667	***1,02***	***3,05***	0,155	209617	***1,02***	***10,2***
	DVR	0,391	362110	***1***	***5,61***	0,308	512849	1,27	30,94	0,328	664408	1,06	***13,68***	0,091	144957	***1,01***	21,53	0,272	398575	1,18	22,19	0,278	416580	1,1	18,79
	LGBM	0,603	536000	***1,01***	***8,41***	0,645	722778	1,33	31,28	0,283	593583	1,06	16,24	0,369	423694	1,14	37,64	0,637	687222	1,28	23,67	0,507	592655	1,16	23,45
	RF	0,32	313773	***0,98***	15,85	0,162	236603	1,1	15,65	0,164	331353	1,03	17,99	0,034	41722	***1,01***	***2,75***	0,164	226065	1,09	15,87	0,169	229903	1,04	***13,62***
	CatBoost	0,243	236421	***0,99***	***11,48***	0,112	200298	1,09	***10,55***	0,163	347706	1,03	16,22	**0,001**	**1666**	***1***	***0,21***	0,169	216821	1,09	17,86	0,138	200582	1,04	***11,26***

	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
XGBoost	0,187	181250	***0,99***	***10,45***	0,088	170431	1,07	***8,45***	0,16	312606	1,03	17,87	0,002	1231	***1***	***0,15***	0,032	63960	***1,02***	***3,56***	0,094	145896	***1,02***	***8,1***
AdaBoost	0,346	336667	***0,98***	***12,17***	0,189	337000	1,13	17,12	0,446	753667	***1,02***	43	0,118	210000	***0,97***	***12,93***	0,102	176667	1,04	***9,18***	0,24	362800	1,03	18,88
YSA	0,029	28726	***1***	***1,48***	0,295	445589	1,22	29,78	0,367	730902	1,06	14,47	0,141	235712	1,03	15,31	0,275	404673	1,19	23,12	0,221	369120	1,1	16,83
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,048	46476	***1***	***3,01***	0,01	**9568**	***1***	***1,63***	0,037	62293	***1,01***	***3,34***	0,048	74308	***0,99***	***4,19***	0,022	17817	***0,99***	***1,81***	0,033	42092	***1***	***2,8***
MARS	0,032	29857	***1***	***4,49***	**0,007**	13182	***1***	***0,8***	0,069	109181	***1,01***	***4,49***	**0,023**	**28964**	***1***	***1,25***	0,011	14904	***0,99***	***1,03***	0,028	39218	***1***	***2,41***
AdaBoost	0,057	56333	***1***	***3,91***	0,072	80000	***1,01***	***1,83***	0,069	113333	***1,02***	***5,84***	0,055	96667	***1,02***	***4,75***	0,026	50667	***0,98***	***2,99***	0,056	79400	***1,01***	***3,86***
XGBoost	0,043	41285	***1***	***7,25***	0,06	61211	***1,03***	***5,85***	**0,022**	**49246**	***1,01***	***2,22***	0,058	90397	***1***	***11,55***	0,025	19174	***1***	***3,33***	0,042	52263	***1,01***	***6,04***
RF	**0,002**	**1897**	***1***	***0,23***	0,056	52023	***1,03***	***5,53***	0,036	85883	***1,01***	***3,4***	0,021	30523	***0,99***	***1,66***	**0,004**	**8760**	***1***	***0,42***	**0,024**	35817	***1,01***	***2,25***
YSA	0,014	13001	***1***	***1,25***	0,026	23870	***1,01***	***1,82***	0,031	50261	***1,01***	***3,06***	0,038	58140	***0,99***	***3,28***	0,014	11893	***1***	***1,33***	0,025	**31433**	***1***	***2,15***

4 Oda – 7. Küme (245)

	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,148	105629	1,04	***14,63***	0,138	128712	***1,01***	***13,81***	0,151	138537	***1,02***	***14,87***	0,157	109334	1,03	16,22	0,116	117162	***1,02***	***12,06***	0,142	119875	***1,02***	***14,32***
ÇDR	0,162	122543	1,05	16,19	0,159	142834	1,03	16,1	0,161	171375	***1,01***	17,72	0,144	99484	***1,02***	***14,07***	0,121	118875	***1,02***	***12,14***	0,149	131022	1,03	15,24
Lasso	0,163	116430	1,03	17,5	0,155	138038	1,04	15,41	0,139	139123	***1,02***	15,86	0,147	96878	***1,01***	***14,46***	0,117	114378	***1,01***	***11,76***	0,144	120969	***1,02***	15
Ridge	0,137	101623	***1,03***	***13,81***	0,116	102418	***1,02***	***11,62***	0,124	125919	***1,01***	***13,83***	0,125	95016	***1,01***	12,1	0,09	84089	***1,02***	***9,01***	0,118	101813	***1,02***	***12,07***
ElasticNET	0,151	116768	1,05	***14,31***	0,146	128135	***1,03***	***14,1***	0,143	143658	***1,02***	15,42	0,172	122335	1,04	16,1	0,122	115857	***1,01***	***12,17***	0,147	125351	1,03	***14,42***
KNN	0,134	95327	1,06	***14,25***	0,151	122133	1,03	***14,85***	0,144	134566	***1,03***	15,58	0,158	98224	1,04	16,52	0,129	127415	***1,03***	***13,45***	0,143	115533	1,04	***14,93***
DVR	0,422	264739	1,13	22,56	0,259	267140	1,12	26,73	0,282	295497	1,12	33,53	0,328	209006	1,1	22,38	0,271	288709	1,08	22,63	0,312	265018	1,11	25,57
LGBM	0,197	173243	1,1	20,24	0,149	138383	***1,02***	***14,9***	0,143	137015	1,03	***14,48***	0,145	94974	1,03	16,16	0,15	148788	1,03	16,47	0,157	138481	1,04	16,45
RF	0,164	113698	1,06	***13,52***	0,125	109473	***1,02***	***12,48***	0,138	139648	***1,03***	***13,69***	0,168	107587	1,05	15,95	0,133	126332	***1,03***	***13,33***	0,146	119348	1,04	***13,79***
CatBoost	**0,113**	**86024**	1,04	***12,3***	0,117	108000	***1,02***	***11,71***	0,116	121802	***1,03***	***14,98***	0,106	**68442**	***1,02***	***12,38***	0,104	97731	***1,02***	***10,45***	0,111	96400	***1,03***	***12,36***
XGBoost	0,116	93136	1,04	***11,79***	**0,1**	**92264**	***1,02***	***10,41***	**0,11**	**113806**	***1,02***	***11,24***	**0,1**	69775	***1,02***	***10,67***	**0,096**	**96955**	***1,01***	***9,86***	**0,104**	**93187**	***1,02***	***10,79***
AdaBoost	0,125	93282	1,05	***11,94***	0,132	114179	***1,02***	15,98	0,149	151657	1,03	15,62	0,125	86111	***1,03***	***13,2***	0,133	126297	***1,01***	***13,28***	0,133	114305	1,03	***14***
YSA	0,185	138607	1,07	16,12	0,178	166622	1,06	17,77	0,157	161345	1,04	15,6	0,156	115563	1,05	***14,62***	0,144	157571	***1,03***	***13,85***	0,164	147942	1,05	15,59
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,09	73818	***1,03***	***10,3***	0,114	98532	***1,02***	***12,09***	0,108	111655	***1,01***	***13,73***	0,094	65554	***1,01***	***8,83***	0,084	81732	***1,01***	***8,52***	0,098	86258	***1,02***	***10,69***
MARS	0,092	76779	***1,03***	***11,41***	0,111	98740	***1,01***	***10,76***	0,107	110512	***1,02***	***12,5***	0,09	61229	***1,02***	***9,5***	0,091	86131	***1,01***	***8,92***	0,098	86678	***1,02***	***10,62***
AdaBoost	0,08	65595	***1,03***	***7,84***	**0,098**	**85857**	***1,02***	***10,15***	0,1	99024	***1,02***	***10,24***	0,085	56507	***1,02***	***8,64***	0,089	86548	***1,01***	***9,04***	0,09	**78706**	***1,02***	***9,18***
XGBoost	**0,077**	**64483**	***1,03***	***8,65***	0,106	93915	***1,02***	***10,56***	0,097	**100892**	***1,01***	***13,87***	0,082	57961	***1,01***	***8,75***	0,081	80354	***1,01***	***8,1***	**0,089**	79521	***1,02***	***9,99***
RF	0,082	67762	***1,03***	***8,32***	0,106	98434	***1,01***	***10,78***	**0,096**	103404	***1,01***	***10,34***	0,089	57723	***1,02***	***8,65***	0,096	95062	***1,01***	***9,69***	0,094	84477	***1,02***	***9,56***
YSA	0,088	73654	***1,03***	***10,07***	0,101	94002	***1,02***	***10,45***	0,1	104097	***1,02***	***11,71***	**0,078**	**54573**	***1,01***	***8,28***	**0,08**	**78473**	***1,01***	***8,09***	0,089	80960	***1,02***	***9,72***

5 Oda – 1. Küme (111)

	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,119	131914	***1***	***12,34***	0,12	193826	***1,03***	***12,1***	0,209	233365	1,03	20,48	0,224	232056	1,07	18,9	0,184	296670	1,03	16,53	0,171	217566	1,03	16,07
ÇDR	0,237	208937	1,08	24,96	0,169	243695	***1,01***	16,36	0,233	255909	1,08	23,74	0,133	131308	***1,01***	***13,54***	0,156	268050	***1,02***	20,46	0,186	221580	1,04	19,81
Lasso	0,118	104162	***1,02***	***11,49***	**0,074**	**96342**	***1***	***12,1***	**0,093**	**101190**	***1,02***	***9,32***	0,112	116567	***1,02***	***11,87***	0,068	**93769**	***1***	***6,82***	**0,093**	**102406**	***1,01***	***10,32***
Ridge	**0,089**	**84841**	***0,99***	***9,45***	0,102	147657	***1,02***	***11,16***	0,14	137996	***1,02***	***11,5***	**0,09**	**94482**	***1,02***	***9,14***	**0,067**	95907	***0,99***	***8,62***	0,098	112177	***1,01***	***9,97***
ElasticNET	0,174	157614	***1***	16,82	0,105	153251	***1,01***	***10,5***	0,176	210675	***1***	17,44	0,158	160140	***1,02***	15,48	0,151	203863	***1***	20,36	0,153	177109	***1,01***	16,12
KNN	0,282	262682	1,1	28,49	0,213	277250	1,04	22,94	0,391	328693	1,13	30,74	0,335	329636	1,1	24,31	0,279	404196	1,07	29,8	0,3	320491	1,09	27,26
DVR	0,367	392808	1,19	27,22	0,314	490987	1,16	35,94	0,305	307336	1,15	27,01	0,346	388714	1,18	25,9	0,315	568124	1,15	31,79	0,329	429594	1,17	29,57
LGBM	0,178	154158	***1,02***	18,37	0,117	166178	***1,02***	***11,68***	0,22	209041	1,05	21,84	0,226	194765	1,02	22,14	0,186	300034	1,05	21,42	0,185	204835	1,03	19,09
RF	0,246	231185	1,09	16,18	0,135	223600	1,05	***13,74***	0,227	187609	1,08	20,22	0,244	235532	1,07	17,11	0,182	311882	1,07	20,7	0,207	237962	1,07	17,59

	CatBoost	0,133	128448	***1,03***	***12***	0,11	166902	1,03	***11,41***	0,175	177572	1,05	15,7	0,169	154719	1,04	16,41	0,134	235154	1,05	***14,59***	0,144	172559	1,04	***14,02***
	XGBoost	0,145	141672	1,06	15,24	0,093	144763	***1,01***	***10,5***	0,16	156828	1,06	16,28	0,12	119850	***1,03***	***13,52***	0,14	228372	1,04	18,96	0,132	158297	1,04	***14,9***
	AdaBoost	0,138	140700	1,06	***13,86***	0,163	242348	1,04	16,95	0,211	212990	1,05	25,44	0,171	187136	1,04	18,57	0,204	350857	1,08	35,14	0,177	226806	1,05	21,99
	YSA	0,216	262150	1,12	20,01	0,294	469594	1,11	25,02	0,294	333241	1,13	29,76	0,264	283141	1,11	21,8	0,338	598499	1,12	26,37	0,281	389325	1,12	24,59
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,089	81243	***1,01***	***9,21***	0,082	113317	***1,01***	***12,8***	0,091	94644	***1,02***	***8,73***	0,071	75850	***1,01***	***6,96***	0,06	79656	***0,99***	***7,67***	0,079	88942	***1,01***	***9,07***
	MARS	0,084	78232	***1,01***	***9,53***	0,076	108756	***1***	***12,46***	0,093	95230	***1,03***	***8,9***	0,071	75850	***1,01***	***6,96***	0,063	85637	***0,99***	***7,82***	0,077	88741	***1,01***	***9,13***
	AdaBoost	**0,069**	63943	***1,01***	***7,25***	**0,059**	**81340**	***1,01***	***10,1***	0,087	103330	***1,02***	***10,91***	0,063	77844	***1,01***	***7,35***	0,066	95077	***0,99***	***8,88***	**0,069**	**84307**	***1,01***	***8,9***
	XGBoost	0,07	**58926**	***1,01***	***7,24***	0,068	96281	***1***	***15,27***	0,099	103848	***1,03***	***9,31***	**0,062**	**71796**	***1,01***	***6,32***	0,07	95967	***0,99***	***8,18***	0,074	85364	***1,01***	***9,26***
	RF	0,084	78681	***1***	***8,98***	0,065	96986	***1,01***	***8,86***	0,102	102812	***1,03***	***8,95***	0,076	84085	***1,02***	***7,39***	0,064	89915	***0,99***	***8,59***	0,078	90496	***1,01***	***8,55***
	YSA	0,087	79843	***1,01***	***8,7***	0,076	107670	***1***	***14,2***	**0,085**	**93882**	***1,02***	***8,54***	0,072	77034	***1,02***	***7,17***	**0,045**	**64320**	***1***	***7,94***	0,073	84550	***1,01***	***9,31***
5 Oda – 2. Küme (177)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,211	206922	1,06	21,35	0,225	293767	1,05	22,95	0,212	245847	1,06	19,65	0,285	229432	1,08	21,42	0,251	310631	1,07	31,01	0,237	257320	1,06	23,28
	ÇDR	0,189	183030	1,05	20,37	0,243	286493	1,05	24,68	0,159	189220	1,04	16,49	0,229	209565	1,07	20,43	0,207	278531	1,03	29,85	0,205	229368	1,05	22,36
	Lasso	**0,126**	**101832**	***1,01***	***12,9***	**0,09**	**104214**	***1,01***	***9,46***	**0,128**	**154318**	***1,02***	***13,65***	0,17	**142556**	***1,02***	18,68	**0,13**	**160312**	***1,02***	20,88	**0,129**	**132646**	***1,02***	15,11
	Ridge	0,14	130033	***1,02***	***14,07***	0,183	186144	1,04	18,3	0,15	198606	1,04	17,05	**0,152**	144289	***1,02***	15	0,134	165702	***1,01***	15,78	0,152	164955	***1,03***	16,04
	ElasticNET	0,17	177808	1,05	17,05	0,204	250045	1,05	24,57	0,192	222454	1,04	19,12	0,218	204868	1,06	20,19	0,223	253762	1,06	25,34	0,201	221787	1,05	21,25
	KNN	0,229	201354	1,06	24,47	0,256	290586	1,08	37,6	0,253	293729	1,09	23,06	0,275	268981	1,03	24,45	0,241	273473	1,08	30,13	0,251	265625	1,07	27,94
	DVR	0,391	321928	1,12	25,15	0,322	437417	1,15	35,57	0,305	419160	1,18	33,83	0,378	336216	1,14	26,38	0,309	480685	1,16	38,1	0,341	399081	1,15	31,81
	LGBM	0,176	154169	1,03	18,9	0,184	222376	1,05	18,52	0,169	209587	1,05	17,59	0,187	178524	1,07	18,14	0,162	204278	1,04	19,4	0,176	193787	1,05	18,51
	RF	0,231	185707	1,07	18,81	0,221	261400	1,08	26,47	0,256	298158	1,1	26	0,272	244752	1,06	19,89	0,226	269807	1,09	30,96	0,241	251965	1,08	24,43
	CatBoost	0,159	145244	1,06	16,07	0,173	216297	1,06	18,97	0,182	217285	1,07	18,74	0,236	192678	1,06	18,91	0,166	220030	1,05	27,54	0,183	198307	1,06	20,05
	XGBoost	0,161	137951	1,04	16,86	0,144	170442	1,04	17,68	0,145	189016	1,05	15,4	0,224	205442	1,05	19,52	0,173	209102	1,05	23,22	0,169	182391	1,05	18,54
	AdaBoost	0,267	231454	1,1	26,78	0,149	180223	1,04	25,93	0,243	298799	1,08	32,87	0,292	262405	1,06	22,95	0,203	252339	1,06	32,72	0,231	245044	1,07	28,25
	YSA	0,2	191931	1,07	19,72	0,239	293836	1,07	26,15	0,258	376994	1,1	31,98	0,189	175488	1,04	18,65	0,223	330046	1,09	28,23	0,222	273659	1,07	24,95
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,099	86459	***1,02***	***10,06***	**0,099**	**114565**	***1,02***	***9,85***	**0,098**	139616	***1,03***	***11,39***	0,134	118631	***1,02***	***14,44***	0,131	168096	***1,01***	20,8	0,112	125473	***1,02***	***13,31***
	MARS	0,101	90019	***1***	***10,15***	0,103	121908	***1,02***	***11,83***	0,106	149206	***1,03***	***13,9***	0,124	115014	1,03	***14,58***	0,146	204016	***1***	21,16	0,116	136033	***1,02***	***14,32***
	AdaBoost	0,093	81280	***1,02***	***9,3***	0,099	115305	***1,03***	***9,93***	0,106	**133670**	***1,03***	***10,88***	0,121	114012	***1,02***	***13,59***	0,11	153105	***1,01***	***11,85***	0,106	119474	***1,02***	***11,11***
	XGBoost	0,1	93554	***1,02***	***9,93***	0,107	116034	***1,02***	***12,81***	0,111	147090	***1,03***	***13,95***	**0,106**	**100150**	***1,02***	***11,22***	**0,104**	**133249**	***1,02***	***12,33***	**0,106**	**118015**	***1,02***	***12,05***
	RF	0,097	89604	***1,02***	***9,88***	0,105	115705	***1,03***	***11,42***	0,113	151701	1,04	***12,69***	0,123	109292	***1,03***	***11,82***	0,119	151570	***1,01***	15,56	0,111	123574	***1,03***	***12,27***
	YSA	**0,092**	**78295**	***1,01***	***9,48***	0,105	108185	***1,02***	***10,62***	0,105	144442	***1,02***	***10,19***	0,134	120745	1,03	16,08	0,114	147154	***1,02***	18,82	0,11	119764	***1,02***	***13,04***
5 Oda – 3. Küme		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,163	191345	1,05	***14,88***	0,144	246643	1,04	18,85	0,231	276868	1,08	25,06	0,105	156728	***0,99***	***9,72***	0,13	229753	***1,02***	13,16	0,155	220267	1,04	16,33
	ÇDR	0,168	240498	1,04	***12,34***	0,181	328535	1,06	21	0,186	268880	***1,02***	24,51	0,197	296337	1,03	16,02	0,178	343954	***1,01***	17,78	0,182	295641	1,03	18,33
	Lasso	0,208	247974	***1,02***	20,31	**0,072**	**123872**	***1,01***	***8,47***	0,135	**172925**	***0,98***	16,75	0,125	173083	***1,02***	***8,94***	**0,048**	**93357**	***1***	***4,75***	0,118	162242	***1,01***	***11,84***
	Ridge	**0,106**	**123300**	***1,01***	***11,14***	0,104	170197	***1,01***	***10,68***	0,138	178261	***1,02***	***14,69***	0,103	147585	***1,02***	***9,62***	0,091	157280	***1,02***	***10,31***	0,3	**155325**	***1,02***	***11,29***
	ElasticNET	0,172	207171	1,04	16,43	0,158	252950	1,05	15,81	0,186	252590	1,03	17,38	0,132	194820	***1***	***12,73***	0,137	225769	1,03	16,28	0,157	226660	***1,03***	15,73
	KNN	0,199	264654	1,07	19,34	0,184	292308	1,06	19,41	0,2	276000	1,06	25,35	0,071	117231	***0,99***	***7,06***	0,145	266940	***1,03***	***13,76***	0,16	243427	1,04	16,98
	DVR	0,415	462816	1,19	35,24	0,296	515613	1,15	32,91	0,376	411979	1,18	37,15	0,213	293340	1,06	18,05	0,231	484019	1,08	21,31	0,306	433553	1,13	28,93
	LGBM	0,162	205737	1,04	16,79	0,146	215151	1,04	16,72	0,177	252191	1,04	26,53	0,084	139034	***1,01***	***8,64***	0,122	232174	***1,03***	***11,87***	0,138	208857	1,03	16,11

	RF	0,202	236856	1,08	16,1	0,169	267254	1,07	17,07	0,214	261389	1,08	25,77	0,115	163783	***1,01***	***8,06***	0,147	265942	1,04	15,2	0,169	239045	1,06	16,44
	CatBoost	0,155	184135	1,06	***13,67***	0,118	213068	1,04	***11,89***	0,177	231986	1,06	20,88	0,103	142998	***1,01***	***7,35***	0,113	212018	***1,03***	***11,97***	0,133	196841	1,04	***13,15***
	XGBoost	0,108	127475	1,04	***11,23***	0,12	203876	1,04	***11,96***	**0,125**	188450	1,04	14,99	**0,065**	**97702**	***1***	***6,53***	0,112	199776	***1,03***	***11,78***	**0,106**	163456	***1,03***	***11,3***
	AdaBoost	0,132	158122	1,04	***12,88***	0,14	237096	1,04	17,3	0,225	282933	1,06	34,55	0,124	165770	***1,01***	***11,1***	0,129	238151	***1***	***12,93***	0,15	216414	1,03	17,75
	YSA	0,179	264988	1,06	15,32	0,21	403845	1,07	20,65	0,189	281086	1,04	27,04	0,16	251058	***1,01***	***13,55***	0,213	419670	1,03	21,09	0,19	324129	1,04	19,53
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,124	147498	***1,01***	***12,18***	0,075	**127546**	***1,01***	***7,91***	0,092	135933	***1***	***8,87***	0,083	115521	***1,01***	***6,22***	0,071	129187	***1,02***	***7,84***	0,089	131137	***1,01***	***8,6***
	MARS	0,114	147741	***1,02***	***11,28***	0,073	130648	***1,01***	***7,58***	**0,086**	**128099**	***1,02***	9	0,087	131435	***1,01***	***6,88***	0,071	133649	***1,01***	***8,19***	0,086	134314	***1,01***	***8,59***
	AdaBoost	**0,091**	**93972**	***1,03***	***9,08***	0,076	137738	***1,02***	***9,33***	0,094	135544	***1,01***	15,05	**0,038**	**65450**	***1***	***5,37***	0,058	**95680**	***1,01***	***7,17***	**0,071**	**105677**	***1,01***	***9,2***
	XGBoost	0,109	133220	***1,03***	***10,82***	0,083	162255	***1,02***	***9,91***	0,106	141996	***1***	***11,74***	0,054	80458	***1***	***5,81***	**0,057**	109321	***1,01***	***5,61***	0,082	125450	***1,01***	***8,78***
	RF	0,103	119983	***1,03***	***9,93***	0,087	162238	***1,03***	***9,73***	0,099	134554	***1,01***	***12,79***	0,055	90490	***1***	***6,23***	0,074	144382	***1,02***	***7,26***	0,084	130329	***1,02***	***9,19***
	YSA	0,113	141262	***1,03***	***11,18***	**0,072**	128618	***1,01***	***7,18***	0,092	142407	***1,01***	***10,88***	0,057	81464	***1,01***	***5,01***	0,072	130064	***1,02***	***8,11***	0,081	124763	***1,02***	***8,47***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
5 Oda – 4. Küme (95)	MARS	0,143	123720	***1,03***	***13,43***	0,138	155886	1,06	***14,28***	0,167	159842	1,05	***14,08***	0,156	127877	***1,02***	16,33	0,192	259079	1,04	18,05	0,159	165281	1,04	15,23
	ÇDR	0,199	170837	1,03	19,48	0,167	170429	1,05	16,9	0,155	167242	1,03	23,54	0,146	146692	1,04	16,67	0,174	218519	1,03	18,86	0,168	174744	1,04	19,09
	Lasso	**0,054**	**44957**	***1***	***6,1***	**0,061**	**55051**	***1***	***6,06***	0,078	**71608**	0,99	***14,54***	0,136	128757	***1,01***	17,75	0,107	113207	***1,03***	***12,58***	**0,087**	**82716**	***1,01***	***11,41***
	Ridge	0,131	97299	***1,02***	16,27	0,101	107544	***1,01***	***10,16***	0,076	76736	***1,02***	***12,26***	0,14	117881	***1,02***	***13,86***	**0,083**	**101761**	***1,01***	***7,71***	0,106	100244	***1,02***	***12,05***
	ElasticNET	0,168	129182	***1,01***	15,92	0,124	135576	1,04	***12,34***	0,125	121027	***1,03***	***12,24***	0,12	112518	***1,01***	***12,58***	0,166	221541	1,03	16,43	0,141	143969	***1,02***	***13,9***
	KNN	0,138	107921	1,04	***12,05***	0,149	164211	1,04	***12,48***	0,146	135632	1,04	14,69	0,144	137011	1,03	19,09	0,234	338863	1,07	21,1	0,162	176728	1,04	15,88
	DVR	0,377	319439	1,17	23,38	0,196	194455	1,08	19,79	0,311	373873	1,2	27,96	0,22	246034	1,12	21,36	0,284	400477	1,13	30,52	0,278	306856	1,14	24,6
	LGBM	0,182	140409	1,04	18,62	0,126	135021	***1,02***	***12,41***	0,161	168882	1,05	18,48	0,136	115213	***1,01***	***14,69***	0,124	165737	***1,03***	***12,74***	0,146	145052	1,03	15,39
	RF	0,202	160351	1,06	15,08	0,133	133179	1,05	***13,18***	0,174	181753	1,07	18,02	0,185	149595	1,05	16,53	0,215	308138	1,1	25,78	0,182	186603	1,07	17,72
	CatBoost	0,147	122892	1,04	16,56	0,081	100893	1,04	***8,94***	0,123	135251	1,04	***13,27***	**0,1**	**85461**	***1,02***	***10,41***	0,186	280890	1,08	22,49	0,127	145077	1,04	***14,33***
	XGBoost	0,122	102875	1,04	***14,33***	0,097	113535	1,04	***9,59***	**0,072**	99628	1,04	***9,1***	0,125	96365	***1,03***	***12,35***	0,172	257230	1,06	16,68	0,118	133927	1,04	***12,41***
	AdaBoost	0,127	110776	1,04	***13,84***	0,127	140316	1,05	***12,83***	0,115	125821	1,04	***12,94***	0,164	131602	1,03	17,82	0,222	317420	1,11	23,15	0,151	165187	1,05	16,12
	YSA	0,144	125960	1,05	17,63	0,136	148354	1,04	***12,9***	0,141	162697	1,05	16,07	0,127	104757	***1,02***	***12,46***	0,267	365374	1,08	22,94	0,163	181428	1,05	16,4
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	**0,072**	56541	***1,01***	***10,33***	0,073	73223	***1***	***9,27***	0,052	58080	***1***	***5,18***	0,115	105850	***1,01***	***11,02***	0,063	**71647**	***1,02***	***6,92***	0,075	73068	***1,01***	***8,54***
	MARS	0,075	55445	***1,02***	***8,16***	0,054	56458	***1,01***	***5,34***	0,047	51986	***1***	***4,9***	0,114	104959	***1,01***	***13,67***	0,06	74676	***1,01***	***13,4***	0,07	68705	***1,01***	***9,09***
	AdaBoost	0,091	68423	***1,03***	***11,08***	0,068	66806	***1,01***	***5,75***	0,055	61176	***1***	***5,87***	**0,082**	**67090**	***1,01***	***8,48***	0,071	84734	***1***	***8,33***	0,073	69646	***1,01***	***7,9***
	XGBoost	0,074	**55292**	***1,02***	***9,04***	0,062	65403	***1,01***	***6,19***	0,062	71481	***1***	***6,85***	0,092	81263	***1,02***	***10,54***	**0,056**	73496	***1,01***	***5,56***	0,069	69387	***1,01***	***7,64***
	RF	0,086	59329	***1,03***	***10,97***	0,068	73660	***1,02***	***7,27***	0,065	75418	***1***	***8,25***	0,091	76115	***1,02***	***9,17***	0,065	83742	***1,02***	***6,92***	0,075	73653	***1,02***	***8,52***
	YSA	0,075	58698	***1,01***	***11,71***	**0,046**	**45122**	***1***	***5,72***	**0,046**	**47041**	***1***	***7,85***	0,108	94152	***1,01***	***12,41***	0,069	79035	***1,02***	***8,83***	**0,069**	**64810**	***1,01***	***9,3***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
5 Oda – 5. Küme	MARS	0,223	263789	1,1	***12,21***	0,104	139833	1,04	***11,71***	0,162	133476	***1***	18,11	0,139	153358	***1,02***	32,62	0,09	96158	***1***	18,06	0,144	157323	1,03	18,54
	ÇDR	0,07	67918	1,04	***7,02***	0,097	67489	1,04	***11,38***	**0,008**	**6640**	***1***	***1,08***	0,121	108285	1,03	17,5	0,031	36773	***1***	***1,86***	0,065	57421	***1,02***	***7,77***
	Lasso	0,102	110546	***1,03***	***11,19***	0,171	127817	1,05	***15,34***	0,015	12532	***1***	***0,9***	0,096	117372	***1,01***	***3,51***	0,054	49450	***0,99***	***4,92***	0,088	83543	***1,02***	***7,17***
	Ridge	**0,047**	**53427**	***1,03***	***4,65***	**0,024**	**22391**	***1***	***2,89***	0,029	23119	***1***	***3,88***	**0,035**	**26116**	***1,01***	***3,54***	0,013	13038	***1***	***1,72***	**0,03**	**27618**	***1,01***	***3,34***
	ElasticNET	0,088	121776	1,06	***8,39***	0,122	88236	1,04	***9,05***	0,034	27907	***1***	***4,13***	0,071	99744	***0,98***	***9,33***	**0,011**	**12613**	***1***	***1,63***	0,065	70055	***1,02***	***6,51***
	KNN	0,709	356167	1,28	52,86	0,233	210778	1,09	22,78	0,165	130167	***1***	***3,32***	0,331	265750	1,14	35,51	0,25	293667	1,04	21,93	0,338	251306	1,11	27,28
	DVR	0,608	422333	1,27	39,86	0,367	399167	1,15	38,08	0,44	350327	***1***	***3,3***	0,392	420833	1,17	41,62	0,214	249110	1,03	***14,85***	0,404	368354	1,12	27,54

	LGBM	0,642	433806	1,27	39,86	0,372	359861	1,15	38,08	0,3	237917	1	3,3	0,4	381944	1,17	41,62	0,158	174194	1,02	13,48	0,374	317544	1,12	27,27
	RF	0,455	313887	1,24	41,73	0,195	162648	1,08	19,13	0,125	99777	1	9,88	0,214	203283	1,08	20,58	0,056	61077	1,01	5,22	0,209	168134	1,08	19,31
	CatBoost	0,4	319724	1,25	39,69	0,09	91186	1,03	7,36	0,091	73301	1	9,53	0,171	203046	1,06	13,7	0,029	34900	1	2,92	0,156	144431	1,07	14,64
	XGBoost	0,253	161388	1,13	25,28	0,198	173379	1,07	17,46	0,01	7984	1	1,57	0,045	63056	1,01	4,22	0,069	73806	1	6,18	0,115	95923	1,04	10,94
	AdaBoost	0,298	295333	1,19	24,74	0,157	152000	1,06	14,09	0,156	126333	1	18,22	0,22	193889	1,09	21,96	0,149	140267	1,02	10,9	0,196	181564	1,07	17,98
	YSA	0,547	396933	1,25	36,29	0,316	391510	1,07	16,56	0,235	187572	1	13,86	0,34	410284	1,14	34,53	0,345	388301	1,03	26,88	0,357	354920	1,1	25,62
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,022	26540	1,01	2,09	0,028	30232	0,99	2,47	0,026	20470	1	3,51	0,01	8713	1	0,86	0,014	14140	1	1,85	0,02	20019	1	2,16
	MARS	0,041	55079	1,02	3,49	0,028	30232	0,99	2,47	0,034	27236	1	4,1	0,013	18128	1	1,46	0,015	14167	1	2,05	0,026	28968	1	2,71
	AdaBoost	0,123	54667	1,06	12,26	0,023	21667	0,99	2,28	0,007	6200	1	0,81	0,014	8333	1,01	1,42	0,05	55333	1	7,36	0,043	29240	1,01	4,83
	XGBoost	0,103	74667	1,06	10,22	0,039	35621	1,02	3,88	0,002	1668	1	0,16	0,014	16733	1	0,63	0,027	29759	1	4,26	0,037	31690	1,02	3,83
	RF	0,176	123693	1,1	17,56	0,079	62563	1,02	5,57	0,014	11470	1	1,27	0,015	22440	1	1,7	0,041	40167	1	5,71	0,065	52067	1,02	6,36
	YSA	0,027	39290	1,02	2,68	0,039	38243	1,01	5,19	0,007	6004	1	0,95	0,033	31067	1,01	5,17	0,013	14221	1	1,33	0,024	25765	1,01	3,06
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
5 Oda – 6. Küme (29)	MARS	0,186	143048	1,03	17,34	0,106	103921	0,96	15,18	0,211	274871	1,03	14,78	0,161	103755	1	13,57	0,094	211138	1,04	14,21	0,152	167347	1,01	15,02
	ÇDR	0,14	146538	1,04	15,93	0,056	72817	1,01	6,7	0,124	128506	0,98	9,21	0,097	54226	1,01	9,09	0,105	177083	0,96	12,27	0,104	115834	1	10,64
	Lasso	0,1	114158	0,95	9,47	0,072	97434	1,02	11,51	0,082	103145	1,02	9,99	0,046	30837	1,01	4,57	0,059	72156	1,03	6,1	0,072	83546	1,01	8,33
	Ridge	0,062	62719	0,99	8,33	0,026	27372	1,01	1,98	0,096	112721	1	8,84	0,084	66117	0,98	9,39	0,051	76718	1,01	8,9	0,064	69129	1	7,49
	ElasticNET	0,104	81632	1,01	21,1	0,058	61782	1	7	0,096	130647	1,02	14,17	0,05	27666	1,01	4,11	0,105	152172	1,05	11,51	0,083	90780	1,02	11,58
	KNN	0,438	315917	1,1	22,07	0,158	302250	1,08	12,72	0,16	190750	0,97	24,36	0,223	124917	1,03	16,05	0,138	329300	1,08	13,17	0,223	252627	1,05	17,67
	DVR	0,352	416667	1,33	32,65	0,295	613823	1,32	30,75	0,225	322307	1,07	24,18	0,473	259743	1,05	19,84	0,366	904780	1,44	40,52	0,342	503464	1,24	29,59
	LGBM	0,728	624159	1,33	32,65	0,424	657601	1,32	30,42	0,272	299333	1,08	25,77	1,142	668022	1,05	19,86	0,413	876000	1,45	41,76	0,596	625023	1,25	30,09
	RF	0,394	268385	1,11	32,03	0,055	57889	1	10,49	0,248	326790	1,05	16,88	0,405	268853	0,99	10,62	0,148	316568	1,12	13,12	0,25	247697	1,05	16,63
	CatBoost	0,121	79933	1,04	11,31	0,038	45327	0,99	6,57	0,117	159961	1,03	13,45	0,224	148628	0,99	9,03	0,072	220892	1,07	7,25	0,114	130948	1,02	9,52
	XGBoost	0,124	97362	1,02	10,83	0,036	39052	0,99	9,56	0,124	138545	0,99	6,74	0,14	85135	1,01	8,66	0,063	167289	1,05	7,09	0,097	105477	1,01	8,58
	AdaBoost	0,221	135152	1,08	20,26	0,077	69333	1	12,16	0,377	466233	1,04	11,65	0,331	200833	1,01	14,61	0,106	225667	1,03	14,03	0,222	219444	1,03	14,54
	YSA	0,238	362739	1,24	24,54	0,331	605725	1,24	33,06	0,247	276011	0,99	19,9	0,192	138205	1,04	22,2	0,279	770736	1,32	26,76	0,257	430683	1,17	25,29
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,041	48560	0,99	4,35	0,046	39096	1,02	3,88	0,048	59313	1	10,32	0,045	26001	1	4,5	0,023	40536	1	2,08	0,041	42701	1	5,03
	MARS	0,062	70972	0,99	8,31	0,039	43287	1,01	2,99	0,075	85144	1	6,44	0,1	69717	0,99	10,02	0,04	83942	1,02	4,05	0,063	70612	1	6,36
	AdaBoost	0,037	30222	1,01	4,65	0,015	16956	1	1,83	0,141	204667	1,04	13,48	0,037	24944	1	4,97	0,077	197300	1,05	10,65	0,061	94818	1,02	7,12
	XGBoost	0,033	29914	1	4,45	0,021	31749	1,01	3,93	0,102	137495	1,02	6,34	0,048	24976	1,01	5,38	0,104	222078	1,08	11,31	0,062	89242	1,02	6,28
	RF	0,056	58913	0,99	5,44	0,01	14418	1	1	0,115	157897	1,02	7,95	0,131	68395	1,02	11,1	0,062	182709	1,06	8,04	0,075	96466	1,02	6,71
	YSA	0,05	43629	0,99	4,75	0,035	59395	1,02	4,27	0,055	65760	1	7,77	0,056	35464	1,01	5,39	0,032	49187	1,01	2,53	0,046	50687	1,01	4,94
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
6 Oda – 1.	MARS	0,214	220896	1,05	17,53	0,161	208501	1,04	17,02	0,374	337725	1,12	23,7	0,237	286006	1,06	23,51	0,149	233455	1,01	15,78	0,227	257317	1,06	19,51
	ÇDR	0,167	180300	1,04	17,71	0,185	229425	1,03	17,72	0,243	236159	1,09	19,27	0,196	272834	1,03	20,36	0,219	361851	1,02	20,38	0,202	256114	1,04	19,09
	Lasso	0,121	117926	1,01	12,12	0,148	184632	1,02	14,85	0,189	158585	1,02	21,24	0,162	208042	1,03	16,24	0,113	170856	1,01	11,9	0,147	168008	1,02	15,27
	Ridge	0,129	141190	1,01	11,88	0,121	145642	1,02	14,6	0,15	156478	1,03	15,66	0,16	182111	1,02	15,51	0,116	186217	1,01	11,27	0,135	162328	1,02	13,78
	ElasticNET	0,218	203892	0,99	21,81	0,163	211941	1,06	16,29	0,202	192299	1,04	19,66	0,219	259958	1,07	18,13	0,161	252472	1,02	16,15	0,193	224112	1,04	18,41
	KNN	0,328	308392	1,1	20,88	0,2	270471	1,05	22,78	0,354	312784	1,12	25,97	0,227	316888	1,11	22,33	0,24	394138	1,02	22,7	0,27	320535	1,08	22,93

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	DVR	0,442	401938	1,18	28,62	0,214	309661	1,08	21,79	0,457	390806	1,18	31,36	0,259	360180	1,13	23,17	0,282	484472	1,05	20,94	0,331	389411	1,12	25,18
	LGBM	**0,096**	**109776**	***1,02***	***10,57***	0,116	153578	***1,02***	***11,51***	0,168	168697	1,09	18,83	0,185	199613	1,04	16,71	**0,1**	**158247**	***1,01***	***9,9***	0,133	157982	1,04	***13,5***
	RF	0,192	205815	1,08	15,46	0,119	153865	1,03	12,55	0,235	223021	1,1	17,5	0,182	213446	1,07	16,59	0,134	217767	***1,03***	***12,29***	0,172	202783	1,06	***14,88***
	CatBoost	0,112	116822	1,04	***12,28***	0,108	134486	***1,02***	***12,28***	0,139	134874	1,05	15,64	0,163	198499	1,05	14,77	0,116	192279	***1,02***	***11,49***	0,128	155392	1,04	***13,29***
	XGBoost	0,101	118980	***1,03***	***10,68***	**0,082**	**98171**	***1,01***	***9,86***	0,149	144042	1,04	15,96	**0,125**	**169196**	***1,03***	***12,16***	0,111	180203	***1,01***	***11,02***	**0,114**	**142118**	***1,02***	***11,94***
	AdaBoost	0,132	158401	***1,03***	***13,65***	0,142	179840	***1,02***	15,32	**0,142**	**125234**	1,07	15,16	0,175	228625	1,06	17,57	0,161	252229	***1,02***	17,04	0,15	188866	1,04	15,75
	YSA	0,195	245549	1,06	19,2	0,183	259365	1,04	17,42	0,215	263230	1,09	20,22	0,196	245887	1,05	18,14	0,215	376712	***1,03***	***12,1***	0,201	278149	1,05	17,42
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,099	114049	***1***	***9,67***	0,078	87627	***1,01***	***9,1***	0,124	118759	***1,02***	***11,93***	0,107	134529	***1,02***	***10,16***	0,089	145826	***1,01***	***8,82***	0,099	120158	***1,01***	***9,94***
	MARS	0,099	107258	***1***	***9,05***	0,085	106761	***1,01***	***9,22***	0,136	129712	1,04	***13,04***	0,099	120081	***1,02***	***10,69***	0,095	155530	***1***	***9,35***	0,103	123868	***1,01***	***10,27***
	AdaBoost	**0,086**	**103496**	***1***	***9,37***	0,079	96885	***1,02***	***7,84***	0,115	**98338**	1,04	***11,84***	0,094	117136	***1,02***	***9,38***	**0,073**	**120286**	***1***	***7,33***	**0,089**	**107228**	***1,02***	***9,15***
	XGBoost	0,093	115479	***1,01***	***9,26***	0,093	127202	***1,03***	***9,49***	**0,109**	108760	***1,03***	***11,15***	**0,087**	**113064**	***1,02***	***8,07***	0,087	134781	***1***	***7,57***	0,094	119857	***1,02***	***9,11***
	RF	0,096	111394	***1,01***	***9,34***	0,084	110369	***1,02***	***8,37***	0,121	108353	1,04	***12,21***	0,089	114826	***1,02***	***9,72***	0,08	128554	***1***	***7,1***	0,094	114699	***1,02***	***9,35***
	YSA	0,087	100824	***1,01***	***8,6***	**0,077**	**85212**	***1,01***	***8,57***	0,11	125632	1,04	***10,98***	0,091	113697	***1,02***	***9,11***	0,081	133197	***1,01***	***8,45***	0,089	111712	***1,02***	***9,14***
6 Oda – 2. Küme (90)																									
	MARS	0,193	181791	1,03	16,4	0,145	238067	1,04	17,64	0,259	235347	1,06	20,84	0,213	198059	1,02	21,3	0,136	153479	***1,01***	16,07	0,189	201349	1,03	18,45
	ÇDR	0,209	180481	1,04	18,53	0,195	296723	1,04	17,24	0,692	666638	0,81	inf	0,175	199300	1,05	17,3	0,231	308292	***1,03***	24,83	0,3	330287	***0,99***	19,48
	Lasso	0,096	96122	***1,01***	***10,67***	**0,074**	**103722**	***1,01***	***8,52***	0,151	133477	***1,01***	16,24	**0,097**	**112181**	***1,02***	***9,33***	0,096	**126651**	***1,01***	***10,48***	0,103	114431	***1,01***	***11,05***
	Ridge	0,101	93290	***1,01***	***9,26***	0,086	117037	***1,01***	***9,4***	**0,108**	**108515**	***1,01***	***11,77***	0,111	114081	***1***	***10,73***	**0,094**	131574	***1,01***	***9,62***	**0,1**	**112899**	***1,01***	***10,16***
	ElasticNET	0,114	97136	***1***	***11,26***	0,16	232719	1,05	17,41	0,213	208934	1,05	22,65	0,164	148078	***1,02***	16,12	0,132	180158	1,04	***13,77***	0,157	173405	1,03	16,24
	KNN	0,255	227889	1,06	18,72	0,19	296389	1,06	19,71	0,269	240833	1,05	21,23	0,22	204722	1,05	25,56	0,155	188556	1,03	16,4	0,218	231678	1,05	20,32
	DVR	0,372	311943	1,13	24,67	0,242	398124	1,07	21,11	0,336	337440	1,13	23,66	0,305	296063	1,11	24,54	0,237	345697	1,07	21,62	0,298	337853	1,1	23,12
	LGBM	0,177	146870	***1,02***	16,64	0,152	242696	1,06	15,19	0,17	191886	1,07	17,26	0,25	223645	1,04	23,43	0,181	225191	1,05	20,23	0,186	206058	1,05	18,55
	RF	0,196	169423	1,05	16	0,144	244355	1,05	***12,6***	0,226	200034	1,06	16,45	0,188	169911	1,05	17,98	0,148	188895	1,04	15,22	0,18	194524	1,05	15,65
	CatBoost	0,153	138561	***1,03***	***13,12***	0,126	211150	1,05	***13,05***	0,165	153767	1,04	15,22	0,169	146457	1,05	17,95	0,125	152869	***1,03***	***12,54***	0,148	160561	1,04	***14,38***
	XGBoost	**0,096**	**80216**	***1,02***	***11,22***	0,115	189466	1,04	***11,92***	0,173	170721	1,04	15,32	0,169	158262	1,04	16,86	0,136	158988	1,03	***14,09***	0,138	151531	***1,03***	***13,88***
	AdaBoost	0,184	190789	1,06	18,52	0,128	201667	***1,03***	***12,84***	0,204	196694	1,06	19,38	0,187	176759	1,03	18,61	0,134	167778	***1,03***	***12,82***	0,167	186737	1,04	16,43
	YSA	0,301	292439	1,13	27,56	0,316	520004	1,09	22,76	0,229	270966	1,12	22,49	0,278	301048	1,11	25,89	0,309	447929	1,07	23,06	0,287	366477	1,1	24,35
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,09	90606	***1,01***	***6,97***	0,075	111079	***1,02***	***7,43***	**0,085**	**83144**	***1,01***	***11,35***	0,084	94383	***1***	***8,5***	**0,063**	**85510**	***1,01***	***6,19***	0,079	92944	***1,01***	***8,09***
	MARS	0,085	86658	***1,01***	***7,51***	0,07	109606	***1,02***	***6,93***	0,105	99614	***1,01***	***14,16***	0,083	100121	***1,01***	***8,65***	0,089	125534	***1,01***	***8,27***	0,086	104307	***1,01***	***9,1***
	AdaBoost	0,086	89487	***1***	***7,91***	**0,062**	**96838**	***1,02***	***6,4***	0,103	99731	***1,02***	***11,98***	0,076	78936	***1,01***	***8,49***	0,079	105656	***1,01***	***7,46***	0,081	94130	***1,01***	***8,45***
	XGBoost	0,103	111496	***1,01***	***8,79***	0,079	129625	***1,03***	***7,95***	0,087	83507	***1,01***	***12,48***	**0,073**	85925	***1,01***	***7,78***	0,086	112933	***1,01***	***9,15***	0,086	104697	***1,01***	***9,23***
	RF	0,11	102145	***1,02***	***7,92***	0,075	123109	***1,03***	***7,54***	0,107	96693	***1,02***	***12,57***	0,083	**85844**	***1,02***	***8,36***	0,084	107904	***1,02***	***10,29***	0,092	103139	***1,02***	***9,34***
	YSA	**0,072**	**79737**	***1,01***	***7,71***	0,067	97591	***1,01***	***8,24***	0,089	84824	***1,01***	***13,78***	0,078	86472	***1,01***	***7,57***	0,063	87025	***1,01***	***5,64***	**0,074**	**87130**	***1,01***	***8,59***
6 Oda – 3.		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,073	75997	***1,01***	***8,59***	0,312	430961	1,09	37,88	0,124	132771	***0,96***	***13,44***	0,205	241245	***1***	19,3	0,159	226531	***1,01***	15,06	0,175	221501	***1,01***	18,85
	ÇDR	0,008	9568	***1***	***0,82***	0,213	161998	1,14	23,04	0,113	118374	***1,03***	***11,04***	0,128	127298	***1,01***	19,13	0,168	249662	1,04	15,61	0,126	133380	1,04	***13,93***
	Lasso	0,018	13724	***1,01***	***1,74***	0,271	302930	1,17	27,51	**0,1**	**100033**	***1***	***8,78***	0,106	111112	***1,01***	***12,67***	0,11	166620	***1,02***	***14,7***	0,121	138884	1,04	***13,08***
	Ridge	0,039	26264	***0,99***	***3,95***	**0,087**	**104869**	***1,02***	***12,19***	0,104	102599	***0,99***	***10,48***	0,115	**97328**	1,05	***7,57***	**0,052**	**58015**	***1,01***	***5,19***	**0,079**	**77815**	***1,01***	***7,88***
	ElasticNET	0,018	13661	***0,99***	***1,85***	0,111	170029	***1,02***	***9,7***	0,172	167545	***1***	***11,74***	0,11	117342	***1,01***	***10,27***	0,08	104802	***0,99***	***8,39***	0,098	114676	***1***	***8,39***

	KNN	0,104	93188	***1,03***	***13,92***	0,375	570042	1,4	40	0,247	204750	1,03	15,68	0,117	175688	1,05	20,16	0,23	335594	1,06	26,41	0,215	275852	1,11	23,23
	DVR	0,274	318994	1,18	21,24	0,688	886125	1,7	79,16	0,297	248565	1,09	24,82	0,334	473574	1,28	28,29	0,296	460636	1,07	30,08	0,378	477579	1,26	36,72
	LGBM	0,63	552211	1,26	25,9	0,793	886125	1,7	79,16	0,529	389055	1,13	30,78	0,6	651234	1,33	32,78	0,289	354531	1,1	29,36	0,568	566631	1,3	39,6
	RF	0,1	108210	***1,02***	***13,91***	0,459	599680	1,43	46,11	0,24	219035	***1,01***	***11,47***	0,158	212310	1,08	***14,5***	0,215	329944	1,04	24,79	0,234	293836	1,12	22,16
	CatBoost	0,009	6720	***1***	***0,86***	0,478	577952	1,44	45,82	0,181	162745	***1,01***	***12,28***	**0,08**	110521	1,05	***8,42***	0,176	261775	1,03	17,95	0,185	223943	1,11	17,07
	XGBoost	**0,001**	**1033**	***1***	***0,14***	0,361	452650	1,31	32,69	0,143	129793	***1***	16,59	0,105	111904	***1,03***	***11,6***	0,15	209114	***1,01***	18,64	0,152	180899	1,07	15,93
	AdaBoost	0,022	31250	***0,99***	***2,23***	0,489	652750	1,5	50,53	0,317	309250	***1***	15,21	0,247	365750	1,13	29,53	0,27	393543	1,04	16,05	0,269	350509	1,13	22,71
	YSA	0,224	338379	1,18	22,45	0,569	844471	1,64	71,39	0,264	250627	***1,1***	27,32	0,15	184641	0,97	***14,6***	0,419	628467	1,08	29,06	0,325	449317	1,19	32,96
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,065	47515	0,97	***6,29***	**0,072**	**89045**	1,05	***7,31***	0,06	49703	***1,01***	***8,11***	0,089	82866	1,02	***8,38***	0,041	57788	***1,01***	***4,18***	0,065	65383	***1,01***	***6,85***
	MARS	0,034	33323	***0,99***	***6,66***	0,082	108886	***0,98***	***13,09***	0,081	87670	***0,99***	***7,73***	0,067	63576	1,02	***4,67***	0,046	**55481**	***1,01***	***4,51***	0,062	69787	***1***	***7,33***
	AdaBoost	0,023	24875	***1***	***2,31***	0,162	224549	1,11	16,29	**0,047**	**44658**	***1***	***4,69***	**0,042**	55750	1	***4,79***	**0,039**	56604	***1***	***5,13***	0,063	81287	***1,02***	***6,64***
	XGBoost	0,025	21180	***0,99***	***4,29***	0,206	262261	1,13	22,72	0,06	53684	***1,01***	***6,02***	0,047	**46509**	1,01	***6,3***	0,072	108192	***1,02***	***7,42***	0,082	98365	***1,03***	***9,35***
	RF	0,025	24975	***0,99***	***3,38***	0,173	214620	1,12	17,48	0,085	72575	***1,01***	***9,18***	0,072	78318	1,01	***7,48***	0,06	78785	***1,01***	***5,97***	0,083	93855	***1,03***	***8,7***
	YSA	**0,016**	**11455**	***0,99***	***1,64***	0,082	95801	1,05	***11,31***	0,069	66294	***1***	***7,21***	0,092	80597	1,02	***9,23***	0,052	71976	***1,01***	***4,73***	**0,062**	**65225**	***1,01***	***6,82***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,146	141054	1,06	***13,87***	0,069	90749	***0,99***	***7,15***	0,144	288058	0,96	***12,42***	0,114	197227	1,05	***13,99***	0,105	194360	***1,03***	***9,09***	0,116	182290	***1,02***	***11,3***
	ÇDR	0,079	109440	***1***	***8,04***	0,051	70811	***1***	***12,06***	0,067	90778	***1,01***	***8,31***	0,115	134079	***1,02***	21,84	0,095	177827	1,04	***14,75***	0,081	116587	***1,01***	***13***
	Lasso	**0,042**	**34521**	***0,98***	***4,31***	0,091	145147	***1,01***	***9,38***	0,07	94236	***1,01***	***8,65***	**0,055**	**70027**	***1,02***	***6,8***	0,081	136232	***1***	***8,07***	0,068	96033	***1***	***7,44***
	Ridge	0,068	53966	***1***	***7,67***	**0,044**	**66676**	***1***	***6,75***	**0,058**	**66056**	***1,01***	***6,93***	0,097	92934	***1,01***	19,95	**0,07**	**133130**	***1,01***	***13,08***	**0,067**	**82552**	***1,01***	***10,88***
	ElasticNET	0,083	69877	***1,01***	15,03	0,108	170176	***1,01***	***10,2***	0,111	122718	1,04	***12,06***	0,105	162514	***1,01***	***9,46***	0,076	179959	***1,02***	***8,71***	0,097	141049	***1,02***	***11,09***
	KNN	0,256	297438	1,07	21,86	0,23	301575	1,08	26,95	0,152	269688	0,98	***14,91***	0,15	296250	1,08	***12,63***	0,222	440611	1,04	21,43	0,202	321112	1,05	19,56
	DVR	0,306	332921	1,15	29,77	0,3	394083	1,12	34,02	0,318	443487	1,13	30,93	0,411	568466	1,24	32,08	0,235	539907	1,12	29,49	0,314	455773	1,15	31,26
	LGBM	0,681	603625	1,26	51,3	0,414	470966	1,13	30,87	0,407	571875	1,23	41,45	0,621	770602	1,33	44,88	0,393	773875	1,24	44,16	0,503	638189	1,24	42,53
7 Oda (41)	RF	0,149	132038	1,06	15,04	0,176	227849	1,05	18,47	0,152	234555	1,05	***13,7***	0,197	299368	1,1	18,23	0,181	410609	1,09	18,93	0,171	260884	1,07	16,87
	CatBoost	0,146	119353	1,06	20,15	0,077	101702	***1,02***	***7,51***	0,139	232191	1,05	15,44	0,115	186161	1,07	***14,54***	0,124	295302	1,06	17,98	0,12	186942	1,05	15,12
	XGBoost	0,077	74379	***1,03***	***12,22***	0,106	132704	1,03	***13,81***	0,069	105109	***1,01***	***10,31***	0,125	197888	1,07	24,23	0,159	326938	1,08	22,05	0,107	167404	1,04	16,52
	AdaBoost	0,126	102000	1,05	25,34	0,219	261875	1,04	37,6	0,168	278903	1,04	17,05	0,129	238625	1,05	***12,92***	0,303	637876	1,17	31,54	0,189	303856	1,07	24,89
	YSA	0,282	397274	1,16	28,37	0,265	432784	1,11	27,85	0,295	520163	1,15	30,52	0,327	503369	1,22	29,05	0,324	802982	1,16	30,89	0,299	531314	1,16	29,34
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,042	42086	***0,98***	***3,97***	0,063	95983	***1,01***	***6,48***	0,027	45717	***1,01***	***2,63***	0,065	72660	***1,01***	***14***	**0,04**	**63618**	***1***	***5,36***	0,047	64013	***1***	***6,49***
	MARS	0,043	39115	***1***	***3,9***	0,06	86864	***1***	***6,52***	0,031	41487	***1,01***	***3***	0,047	60277	***1,01***	***6,27***	0,049	76608	***0,99***	***7,38***	0,046	60870	***1***	***5,41***
	AdaBoost	0,025	26750	***1,01***	***3,16***	**0,027**	**39833**	***1***	***2,82***	0,034	52417	***1***	***3,49***	**0,014**	**26393**	***1,01***	***1,82***	0,059	114244	***1***	***5,22***	**0,032**	**51927**	***1***	***3,3***
	XGBoost	0,034	31155	***1***	***4,49***	0,053	83192	***1,01***	***5,41***	0,043	59253	***1***	***4,86***	0,055	64990	***1,03***	***9,17***	0,058	107578	***1***	***6,48***	0,049	69234	***1,01***	***6,08***
	RF	0,046	51674	***1,01***	***5,51***	0,049	71530	***1***	***4,78***	0,027	36385	***1,01***	***2,87***	0,066	82608	***1,03***	***8,73***	0,055	87169	***0,99***	***6,43***	0,049	65873	***1,01***	***5,66***
	YSA	**0,02**	**24072**	***1***	***1,93***	0,058	91647	***1***	***5,86***	**0,018**	**23331**	***1,01***	***1,82***	0,048	65470	***1,01***	***10,02***	0,042	67895	***1***	***4,22***	0,037	54483	***1***	***4,77***

Çizelge 4.36'da görülmekte olduğu üzere Keçiören ilçesi 25 farklı veri kümesinden oluşmaktadır. 41 adet gözlemden oluşan 1 oda kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 10,1'lik MAPE ve 38.386 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Lasso ve Ridge, hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymakla birlikte YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,7'lik MAPE ve 28.529 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

576 adet gözlemden oluşan 2 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 12'lik MAPE ve 53.260 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece CatBoost ve XGBoost, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 11'lik MAPE ve 49.672 (TL) MAE en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

87 adet gözlemden oluşan 2 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 4,8'lik MAPE ve 18.860 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 4'lik MAPE ve 15.610 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

294 adet gözlemden oluşan 2 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, %11,3'lük MAPE ve 58.729 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında hiç bir öncül modelin hem PRD hem de COD değerleri

uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 10,4'lük MAPE ve 53.558 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

15 adet gözlemden oluşan 3 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde ElasticNet, % 5,6'lık MAPE ve ÇDR, 35.751 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece RF, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren ElasticNet ve ÇDR'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. RF ile gerçekleştirilen meta model % 5,6'lık MAPE ve 30.225 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

3989 adet gözlemden oluşan 3 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 11,8'lik MAPE ve 79.991 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece LGBM, RF, CatBoost ve XGBoost hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden XGBoost ve RF hariç tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 11,3'lük MAPE ve 78.396 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

1292 adet gözlemden oluşan 3 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 10,4'lük MAPE ve 65.054 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden AdaBoost hariç tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 9,9'luk MAPE ve 63.591 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin

performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

3472 adet gözlemden oluşan 3 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 6'lık MAPE ve 49.109 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece XGBoost ve CatBoost, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 11,7'lik MAPE ve 96.675 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

1722 adet gözlemden oluşan 4 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 11,2'lik MAPE ve 172.112 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece XGBoost, CatBoost ve LGBM, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 10,7'lik MAPE ve ElasticNet ile gerçekleştirilen meta model 167.804 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

310 adet gözlemden oluşan 4 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde CatBoost, % 15,8'lik MAPE ve 157.112 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin hiçbirisi, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren CatBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 13,5'lik MAPE ve 140.369 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca sadece ElasticNet ve MARS meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

203 adet gözlemden oluşan 4 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 11,7'lik MAPE ve 122.647 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Lasso ve Ridge, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 9,2'luk MAPE ve 95.961 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

577 adet gözlemden oluşan 4 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde CatBoost, % 11,5'lik MAPE ve 144.493 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece CatBoost, LGBM ve XGBoost, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren CatBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 10,7'lik MAPE ve 140.247 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

38 adet gözlemden oluşan 4 oda 5.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 4,6'lık MAPE ve 40.991 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden ElasticNet hariç tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 3,7'lik MAPE ve MARS ile gerçekleştirilen meta model 32.143 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

15 adet gözlemden oluşan 4 oda 6.kümesi için öncül modeller içerinde ElasticNet, % 2,5'lik MAPE ve 49.620 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında

meta modellerden sadece YSA ve RF, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren ElasticNet'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. RF ile gerçekleştirilen meta model % 2,4'lük MAPE ve YSA ile gerçekleştirilen meta model 31.433 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

245 adet gözlemden oluşan 4 oda 7.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 10,4'lük MAPE ve 93.187 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. XGBoost ile gerçekleştirilen meta model % 8,9'luk MAPE ve AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model 78.706 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

111 adet gözlemden oluşan 5 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 9,3'lük MAPE ve 102.406 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Lasso, Ridge ve ElasticNet, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 6,9'luk MAPE ve 84.307 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

177 adet gözlemden oluşan 5 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 12,9'luk MAPE ve 132.646 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden hiçbirisi, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. XGBoost ile gerçekleştirilen meta model % 10,6'lık MAPE ve 118.015 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm

meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

129 adet gözlemden oluşan 5 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 10,6'lık MAPE ve Ridge, 155.325 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Lasso, Ridge ve XGBoost, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge ve XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 7,1'lik MAPE ve 105.677 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

95 adet gözlemden oluşan 5 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 8,7'lik MAPE ve 82.716 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Lasso, Ridge ve ElasticNet, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,9'luk MAPE ve 64.810 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

15 adet gözlemden oluşan 5 oda 5.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 3'lük MAPE ve 27.618 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece ÇDR, Lasso, Ridge ve ElasticNet, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece ElasticNet, Mars ve YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 2'lik MAPE ve 20.019 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

29 adet gözlemden oluşan 5 oda 6.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 6,4'lük MAPE ve 69.129 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden RF hariç tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. ElasticNet ile gerçekleştirilen meta model % 4,2'lik MAPE ve 42.701 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

183 adet gözlemden oluşan 6 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 11,4'lük MAPE ve 142.118 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Ridge ve ElasticNet, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 8,9'luk MAPE ve 107.228 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

90 adet gözlemden oluşan 6 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 10'luk MAPE ve 112.899 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Ridge, Lasso ve XGBoost, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 7,3'lük MAPE ve 87.130 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

40 adet gözlemden oluşan 6 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 7,9'luk MAPE ve 77.815 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Ridge ve ElasticNet, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model

mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,2'lik MAPE ve 65.225 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

40 adet gözlemden oluşan 7 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 6,7'lik MAPE ve 77.815 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece MARS, ÇDR, Lasso, Ridge ve ElasticNet, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 3,2'lik MAPE ve 51.927 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

Çizelge 4.37. Keçiören ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü

Veri Kümesi	Model	< %5	< %10	< %15	> %15
1 oda (58)	YSA	0,6	0,78	0,9	0,1
2 oda - 1.k (576)	YSA	0,43	0,59	0,74	0,26
2 oda - 2.k (87)	YSA	0,8	0,91	0,95	0,05
2 oda - 3.k (294)	YSA	0,47	0,62	0,73	0,27
3 oda - 1.k (15)	RF	0,67	0,87	0,87	0,13
3 oda - 2.k (3989)	YSA	0,42	0,58	0,73	0,27
3 oda - 3.k (1292)	YSA	0,46	0,62	0,77	0,23
3 oda - 4.k (3472)	YSA	0,42	0,57	0,71	0,29
4 oda - 1.k (1722)	YSA	0,44	0,59	0,75	0,25
4 oda - 2.k (310)	YSA	0,32	0,52	0,67	0,33
4 oda - 3.k (203)	YSA	0,49	0,7	0,8	0,2
4 oda - 4.k (577)	YSA	0,47	0,61	0,76	0,24
4 oda - 5.k (38)	ADA	0,76	0,92	0,95	0,05
4 oda - 6.k (15)	YSA	0,87	1	1	0
4 oda - 7.k (245)	XGB	0,49	0,67	0,8	0,2
5 oda - 1.k (111)	ADA	0,62	0,76	0,85	0,15
5 oda - 2.k (177)	XGB	0,42	0,61	0,76	0,24
5 oda - 3.k (129)	ADA	0,6	0,77	0,87	0,13
5 oda - 4.k (95)	YSA	0,62	0,76	0,91	0,09
5 oda - 5.k (15)	Elastic	1	1	1	0
5 oda - 6.k (29)	Elastic	0,69	0,97	1	0
6 oda - 1.k (183)	ADA	0,56	0,7	0,81	0,19
6 oda - 2.k (90)	YSA	0,62	0,78	0,87	0,13

6 oda - 3.k (40)	YSA	0,6	0,75	0,88	0,12
7 oda (41)	ADA	0,8	0,9	0,98	0,02

Çizelge 4.36'da yer alan tüm metriklere ek olarak Çizelge 4.37'de görülmekte olduğu üzere en iyi sonuçların elde edildiği meta modellere ait yüzdelik dilimlerde mutlak hata oranların verilmektedir. Bu çerçevede 1 oda (58) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 60'ı, % 5'ten daha az, % 78'i, % 10'dan daha az, % 90'ı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 10'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 1.k (576) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 43'ü, % 5'ten daha az , % 59'u, % 10'dan daha az, % 74'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 16'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 2.k (87) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 80'i, % 5'ten daha az , % 91'i, % 10'dan daha az, % 95'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 5'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 3.k (294) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 47'si, % 5'ten daha az , % 62'si, % 10'dan daha az, % 73'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 27'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 1.k (15) veri kümesi için meta model RF'nin tahminlerinin % 67'si, % 5'ten daha az, % 87'si, % 10'dan daha az, % 87'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 13'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 2.k (3989) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 42'si, % 5'ten daha az, % 58'i, % 10'dan daha az, % 73'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 27'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 3.k (1292) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 46'sı, % 5'ten daha az, % 62'si, % 10'dan daha az, % 77'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 23'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 4.k (3472) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 42'si, % 5'ten daha az, % 57'si, % 10'dan daha az, % 71'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 29'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 1.k (1722) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 44'ü, % 5'ten daha az, % 59'u % 10'dan daha az, % 75'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 25'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 2.k (310) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 32'si, % 5'ten daha az, % 52'si, % 10'dan daha az, % 67'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 33'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 3.k (23) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 49'u % 5'ten daha az, % 70'i, % 10'dan daha az, % 80'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 20'si, % 15'ten

daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 4.k (577) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 47'si, % 5'ten daha az, % 61'i, % 10'dan daha az, % 77'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 23'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 5.k (38) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 76'sı, % 5'ten daha az, % 92'si, % 10'dan daha az, % 95'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 5'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 6.k (15) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 87'si, % 5'ten daha az, % 100'ü, % 10'dan daha az mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 7.k (245) veri kümesi için meta model XGBoost'un tahminlerinin % 42'si, % 5'ten daha az, % 61'i, % 10'dan daha az, % 76'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 24'ü % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda – 1.k (111) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 62'si, % 5'ten daha az, % 76'sı, % 10'dan daha az, % 85'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 15'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda – 2.k (177) veri kümesi için meta model XGBoost'un tahminlerinin % 42'si % 5'ten daha az , % 61'i % 10'dan daha az, % 76'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 24'ü % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda – 3.k (129) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 60'ı, % 5'ten daha az, % 77'si % 10'dan daha az, % 87'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 13'ü % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda – 4.k (95) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 62'si, % 5'ten daha az, % 76'sı, % 10'dan daha az, % 91'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 9'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda – 5.k (15) veri kümesi için meta model ElasticNet'in tahminlerinin % 100'ü % 5'ten daha az mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda – 6.k (29) veri kümesi için meta model ElasticNet'in tahminlerinin % 69'u, % 5'ten daha az , % 77'si, % 10'dan daha az, % 100'ü, % 15'ten daha az mutlak hata oranına sahiptir. 6 oda – 1.k (183) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 56'sı, % 5'ten daha az, % 70'i, % 10'dan daha az, % 81'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 19'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 6 oda – 2.k (90) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 62'si, % 5'ten daha az, % 78'i, % 10'dan daha az, % 87'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 13'ü % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 6 oda – 3.k (40) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 60'ı, % 5'ten daha az, % 75'i, % 10'dan daha az, % 88'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 12'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 6 oda – 3.k (40) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 80'i, % 5'ten daha az, % 90'ı, % 10'dan daha az, % 98'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin

edilirken sadece % 2'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. Tüm bu sonuçlar neticesin de her iki çizelge sonuçlarına göre geliştirilen model mimarisinin tüm veri setleri kapsamında birçok veri seti için yüksek tahmin gücüne sahipken sadece birkaç veri seti için tatminkâr sonuçlar üretememiştir.

Çizelge 4.38. Keçiören ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		MARS	ÇDR	Lasso	Ridge	ElasticNet	KNN	DVR	LGBM	RF	CatBoost	XGBoost	AdaBoost	YSA
1 Oda (58)	**MAPE**	6	12	1	2	5	8	10	11	7	4	3	13	9
	MAE	6	8	1	2	5	10	12	13	7	4	3	9	11
	Ortalama	***6***	***10***	***1***	***2***	***5***	***9***	***11***	***12***	***7***	***4***	***3***	***11***	***10***
2 Oda – 1. Küme (576)	**MAPE**	10	7	8	9	11	12	13	5	6	1	2	3	4
	MAE	9	11	5	6	10	12	13	3	7	2	1	4	8
	Ortalama	***9,5***	***9***	***6,5***	***7,5***	***10,5***	***12***	***13***	***4***	***6,5***	***1,5***	***1,5***	***3,5***	***6***
2 Oda – 2. Küme (87)	**MAPE**	8	2	1	3	5	11	13	7	9	6	4	12	10
	MAE	7	2	1	3	5	9	13	8	10	6	4	12	11
	Ortalama	***7,5***	***2***	***1***	***3***	***5***	***10***	***13***	***7,5***	***9,5***	***6***	***4***	***12***	***10,5***
2 Oda – 3. Küme (294)	**MAPE**	10	11	7	5	8	12	13	3	6	2	1	4	9
	MAE	9	12	7	5	8	11	13	3	6	2	1	4	10
	Ortalama	***9,5***	***11,5***	***7***	***5***	***8***	***11,5***	***13***	***3***	***6***	***2***	***1***	***4***	***9,5***
3 Oda – 1. Küme (15)	**MAPE**	6	2	4	3	1	10	11	13	9	8	5	12	7
	MAE	6	1	3	4	2	9	11	12	7	8	5	13	10
	Ortalama	***6***	***1,5***	***3,5***	***3,5***	***1,5***	***9,5***	***11***	***12,5***	***8***	***8***	***5***	***12,5***	***8,5***
3 Oda – 2. Küme (3989)	**MAPE**	7	8	9	10	11	12	13	3	4	2	1	5	6
	MAE	7	11	8	10	9	12	13	3	4	2	1	5	6
	Ortalama	***7***	***9,5***	***8,5***	***10***	***10***	***12***	***13***	***3***	***4***	***2***	***1***	***5***	***6***
3 Oda – 3. Küme (1292)	**MAPE**	7	11	8	9	10	12	13	3	6	2	1	4	5
	MAE	6	11	9	8	10	12	13	3	5	2	1	4	7
	Ortalama	***6,5***	***11***	***8,5***	***8,5***	***10***	***12***	***13***	***3***	***5,5***	***2***	***1***	***4***	***6***
3 Oda – 4. Küme (3472)	**MAPE**	7	8	10	11	9	12	13	3	4	2	1	6	5
	MAE	6	11	10	9	8	12	13	3	4	2	1	5	7
	Ortalama	***6,5***	***9,5***	***10***	***10***	***8,5***	***12***	***13***	***3***	***4***	***2***	***1***	***5,5***	***6***
4 Oda – 1. Küme (1722)	**MAPE**	10	7	9	8	11	12	13	3	5	2	1	4	6
	MAE	11	9	8	7	10	12	13	3	5	2	1	4	6
	Ortalama	***10,5***	***8***	***8,5***	***7,5***	***10,5***	***12***	***13***	***3***	***5***	***2***	***1***	***4***	***6***
4 Oda – 2. Küme (310)	**MAPE**	10	5	7	6	8	9	13	3	11	1	2	12	4
	MAE	8	11	6	3	7	10	13	4	9	1	2	12	5
	Ortalama	***9***	***8***	***6,5***	***4,5***	***7,5***	***9,5***	***13***	***3,5***	***10***	***1***	***2***	***12***	***4,5***
4 Oda – 3. Küme (203)	**MAPE**	9	7	3	4	5	12	13	6	10	2	1	8	11
	MAE	8	7	2	3	5	12	13	6	9	4	1	10	11
	Ortalama	***8,5***	***7***	***2,5***	***3,5***	***5***	***12***	***13***	***6***	***9,5***	***3***	***1***	***9***	***11***
4 Oda – 3. Küme (577)	**MAPE**	7	9	10	8	11	12	13	3	5	1	2	4	6
	MAE	7	11	9	8	10	12	13	3	4	1	2	5	6
	Ortalama	***7***	***10***	***9,5***	***8***	***10,5***	***12***	***13***	***3***	***4,5***	***1***	***2***	***4,5***	***6***
4 Oda – 5. Küme (38)	**MAPE**	6	2	4	1	3	8	12	13	10	7	5	9	11
	MAE	6	2	3	1	4	8	12	13	10	7	5	9	11
	Ortalama	***6***	***2***	***3,5***	***1***	***3,5***	***8***	***12***	***13***	***10***	***7***	***5***	***9***	***11***
4 Oda – 6. Küme (15)	**MAPE**	10	3	4	2	1	7	12	13	8	6	5	11	9
	MAE	9	3	4	2	1	7	12	13	8	6	5	10	11
	Ortalama	***9,5***	***3***	***4***	***2***	***1***	***7***	***12***	***13***	***8***	***6***	***5***	***10,5***	***10***
4 Oda – 7. Küme (245)	**MAPE**	5	10	7	3	9	6	13	11	8	2	1	4	12
	MAE	7	10	8	3	9	5	13	11	6	2	1	4	12
	Ortalama	***6***	***10***	***7,5***	***3***	***9***	***5,5***	***13***	***11***	***7***	***2***	***1***	***4***	***12***
5 Oda – 1. Küme (111)	**MAPE**	6	9	1	2	5	12	13	8	10	4	3	7	11
	MAE	7	8	1	2	5	11	13	6	10	4	3	9	12
	Ortalama	***6,5***	***8,5***	***1***	***2***	***5***	***11,5***	***13***	***7***	***10***	***4***	***3***	***8***	***11,5***
	MAPE	10	7	1	2	6	12	13	4	11	5	3	9	8

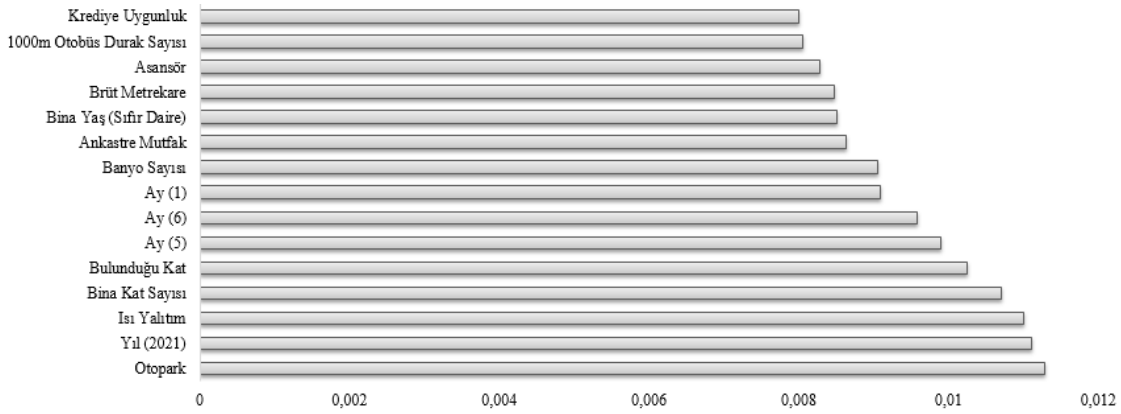
5 Oda – 2. Küme (177)	**MAE**	10	7	1	2	6	11	13	4	9	5	3	8	12
	Ortalama	***10***	***7***	***1***	***2***	***6***	***11,5***	***13***	***4***	***10***	***5***	***3***	***8,5***	***10***
5 Oda – 3. Küme (129)	**MAPE**	7	11	3	2	8	9	13	5	10	4	1	6	12
	MAE	7	11	2	1	8	10	13	5	9	4	3	6	12
	Ortalama	***7***	***11***	***2,5***	***1,5***	***8***	***9,5***	***13***	***5***	***9,5***	***4***	***2***	***6***	***12***
5 Oda – 4. Küme (95)	**MAPE**	8	11	1	2	5	9	13	6	12	4	3	7	10
	MAE	8	9	1	2	4	10	13	5	12	6	3	7	11
	Ortalama	***8***	***10***	***1***	***2***	***4,5***	***9,5***	***13***	***5,5***	***12***	***5***	***3***	***7***	***10,5***
5 Oda – 5. Küme (15)	**MAPE**	6	2	4	1	3	10	13	12	9	7	5	8	11
	MAE	7	2	4	1	3	10	13	11	8	6	5	9	12
	Ortalama	***6,5***	***2***	***4***	***1***	***3***	***10***	***13***	***11,5***	***8,5***	***6,5***	***5***	***8,5***	***11,5***
5 Oda – 6. Küme (29)	**MAPE**	7	5	2	1	3	9	12	13	10	6	4	8	11
	MAE	7	5	2	1	3	10	12	13	9	6	4	8	11
	Ortalama	***7***	***5***	***2***	***1***	***3***	***9,5***	***12***	***13***	***9,5***	***6***	***4***	***8***	***11***
6 Oda – 1. Küme (183)	**MAPE**	11	10	5	4	8	12	13	3	7	2	1	6	9
	MAE	10	9	5	4	8	12	13	3	7	2	1	6	11
	Ortalama	***10,5***	***9,5***	***5***	***4***	***8***	***12***	***13***	***3***	***7***	***2***	***1***	***6***	***10***
6 Oda – 2. Küme (90)	**MAPE**	9	13	2	1	5	10	12	8	7	4	3	6	11
	MAE	8	11	2	1	5	10	12	9	7	4	3	6	13
	Ortalama	***8,5***	***12***	***2***	***1***	***5***	***10***	***12***	***8,5***	***7***	***4***	***3***	***6***	***12***
6 Oda – 3. Küme (40)	**MAPE**	6	4	3	1	2	8	12	13	9	7	5	10	11
	MAE	6	3	4	1	2	8	12	13	9	7	5	10	11
	Ortalama	***6***	***3,5***	***3,5***	***1***	***2***	***8***	***12***	***13***	***9***	***7***	***5***	***10***	***11***
7 Oda (41)	**MAPE**	6	3	2	1	4	10	12	13	8	7	5	9	11
	MAE	6	3	2	1	4	10	11	13	8	7	5	9	12
	Ortalama	***6***	***3***	***2***	***1***	***4***	***10***	***11,5***	***13***	***8***	***7***	***5***	***9***	***11,5***
Genel Ortalama		***7,64***	***7,34***	***4,48***	***3,82***	***6,16***	***10,22***	***12,58***	***7,36***	***7,8***	***4***	***2,74***	***7,5***	***9,36***

Çizelge 4.39. Keçiören ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		ElasticNet	**MARS**	**AdaBoost**	**XGBoost**	**RF**	**YSA**
1 Oda (58)	**MAPE**	5	2	3	4	6	1
	MAE	4	2	5	3	6	1
	Ortalama	***4,5***	***2***	***4***	***3,5***	***6***	***1***
2 Oda – 1. Küme (576)	**MAPE**	2	4	5	3	6	1
	MAE	2	5	6	3	4	1
	Ortalama	***2***	***4,5***	***5,5***	***3***	***5***	***1***
2 Oda – 2. Küme (87)	**MAPE**	2	3	6	4	5	1
	MAE	3	2	6	4	5	1
	Ortalama	***2,5***	***2,5***	***6***	***4***	***5***	***1***
2 Oda – 3. Küme (294)	**MAPE**	6	5	2	4	3	1
	MAE	5	4	2	6	3	1
	Ortalama	***5,5***	***4,5***	***2***	***5***	***3***	***1***
3 Oda – 1. Küme (15)	**MAPE**	3	1	6	4	2	5
	MAE	4	5	3	2	1	6
	Ortalama	***3,5***	***3***	***4,5***	***3***	***1,5***	***5,5***
3 Oda – 2. Küme (3989)	**MAPE**	2	3	6	4	5	1
	MAE	2	3	4	6	5	1
	Ortalama	***2***	***3***	***5***	***5***	***5***	***1***
3 Oda – 3. Küme (1292)	**MAPE**	2	3	6	4	5	1
	MAE	3	2	6	5	4	1
	Ortalama	***2,5***	***2,5***	***6***	***4,5***	***4,5***	***1***
3 Oda – 4. Küme (3472)	**MAPE**	2	3	4	5	6	1
	MAE	2	3	6	4	5	1
	Ortalama	***2***	***3***	***5***	***4,5***	***5,5***	***1***
4 Oda – 1. Küme (1722)	**MAPE**	2	3	6	4	5	1
	MAE	1	3	6	5	4	2
	Ortalama	***1,5***	***3***	***6***	***4,5***	***4,5***	***1,5***
4 Oda – 2. Küme (310)	**MAPE**	6	2	3	4	5	1
	MAE	2	1	5	6	4	3
	Ortalama	***4***	***1,5***	***4***	***5***	***4,5***	***2***
4 Oda – 3. Küme (203)	**MAPE**	6	5	3	2	4	1
	MAE	6	5	4	3	2	1
	Ortalama	***6***	***5***	***3,5***	***2,5***	***3***	***1***
	MAPE	2	3	4	5	6	1

4 Oda – 3. Küme (577)	**MAE**	2	3	5	6	4	1
	Ortalama	***2***	***3***	***4,5***	***5,5***	***5***	***1***
4 Oda – 5. Küme (38)	**MAPE**	6	3	1	2	5	4
	MAE	6	1	2	3	5	4
	Ortalama	***6***	***2***	***1,5***	***2,5***	***5***	***4***
4 Oda – 6. Küme (15)	**MAPE**	4	3	6	5	1	2
	MAE	4	3	6	5	2	1
	Ortalama	***4***	***3***	***6***	***5***	***1,5***	***1,5***
4 Oda – 7. Küme (245)	**MAPE**	5	6	3	1	4	2
	MAE	5	6	1	2	4	3
	Ortalama	***5***	***6***	***2***	***1,5***	***4***	***2,5***
5 Oda – 1. Küme (111)	**MAPE**	6	4	1	3	5	2
	MAE	5	4	1	3	6	2
	Ortalama	***5,5***	***4***	***1***	***3***	***5,5***	***2***
5 Oda – 2. Küme (177)	**MAPE**	5	6	1	2	4	3
	MAE	5	6	2	1	4	3
	Ortalama	***5***	***6***	***1,5***	***1,5***	***4***	***3***
5 Oda – 3. Küme (129)	**MAPE**	6	5	1	3	4	2
	MAE	5	6	1	3	4	2
	Ortalama	***5,5***	***5,5***	***1***	***3***	***4***	***2***
5 Oda – 4. Küme (95)	**MAPE**	5	3	4	1	6	2
	MAE	5	2	4	3	6	1
	Ortalama	***5***	***2,5***	***4***	***2***	***6***	***1,5***
5 Oda – 5. Küme (15)	**MAPE**	1	3	5	4	6	2
	MAE	1	3	4	5	6	2
	Ortalama	***1***	***3***	***4,5***	***4,5***	***6***	***2***
5 Oda – 6. Küme (29)	**MAPE**	1	5	3	4	6	2
	MAE	1	3	5	4	6	2
	Ortalama	***1***	***4***	***4***	***4***	***6***	***2***
6 Oda – 1. Küme (183)	**MAPE**	5	6	1	3	4	2
	MAE	5	6	1	4	3	2
	Ortalama	***5***	***6***	***1***	***3,5***	***3,5***	***2***
6 Oda – 2. Küme (90)	**MAPE**	2	4	3	5	6	1
	MAE	2	5	3	6	4	1
	Ortalama	***2***	***4,5***	***3***	***5,5***	***5***	***1***
6 Oda – 3. Küme (40)	**MAPE**	4	1	3	5	6	2
	MAE	2	3	4	6	5	1
	Ortalama	***3***	***2***	***3,5***	***5,5***	***5,5***	***1,5***
7 Oda (41)	**MAPE**	4	3	1	5	6	2
	MAE	4	3	1	6	5	2
	Ortalama	***4***	***3***	***1***	***5,5***	***5,5***	***2***
Genel Ortalama		***3,6***	***3,56***	***3,6***	***3,88***	***4,56***	***1,8***

Keçiören ilçesi kapsamında genel model performansları Çizelge 4.38 ve Çizelge 4.39'da gösterilmektedir. Bu çizelgelerden görülebileceği üzere öncül modeller içerisinde tüm veri seti kapsamında en iyi model 2,74 ortalama sıralama puanı ile XGBoost olurken meta modeller açısından ise 1,8 ortalama sıralama puanı ile YSA en iyi performans gösteren modeller olmuştur. Her ne kadar her bir veri seti kapsamında farkı modeller daha iyi sonuçlar sergilemiş olsalar da eğer Keçiören ilçesi kapsamında tek bir öncül model veya tek bir meta model seçilmesi gerekir ise bu modellerin seçilmesi uygun olacaktır.



Şekil 4.9. Keçiören ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler

Şekil 4.9'da Keçiören ilçesi kapsamında oluşturulan tüm veri kümeleri ve tüm öncül modeller için özellik seçimi sonrasında en çok kullanılan ilk 15 değişkene ait kullanım oranları sunulmaktadır. Burada oluşturulan sıralama modelleme esnasında özellik seçim aşamasında en çok seçilen özelliklere göre yapılan bir sıralama ile elde edilmiştir. Bu neticede Şekil 4.9'da da görülmekte olduğu üzere Otopark değişkeni modellerin oluşturulmasında en çok seçilen özellik iken sırasıyla Yıl(2021), Isı Yalıtım ve Bina Kat gibi özellikler bu özelliklerin hemen ardından gelmektedir. Ayrıca burada da diğer ilçelerde olduğu gibi Ay (6), Ay (1), Ay (5) ve Yıl (2021) gibi zaman değişkenlerinin varlığı tahmin edilebileceği gibi çok dalgalı olan bir periyot kapsamında zaman kavramının önemini ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.40. Mamak ilçesine ait tüm model sonuçları

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 Oda (38)	MARS	0,148	104782	1,12	15,71	0,165	49452	1,04	22,38	0,107	40034	***1***	***8,85***	0,15	49352	***1,01***	23,35	0,268	259748	1,35	26,45	0,168	100674	1,1	19,35
	ÇDR	0,295	136184	1,07	32,35	0,125	39972	1,03	***13,08***	0,118	54763	***1***	***14,04***	0,081	24984	***1***	***9,19***	**0,124**	**56383**	1,03	21,24	0,149	62457	1,03	17,98
	Lasso	0,087	30120	***1,01***	***8,72***	0,167	57019	1,03	16,32	0,134	93638	1,06	***13,44***	0,093	27816	***1***	***10,48***	0,324	148029	1,1	30,88	0,161	71324	1,04	15,97
	Ridge	**0,038**	21552	***1,03***	***8,83***	**0,074**	**24231**	***1***	***6,36***	**0,058**	**25677**	***1,02***	***6,05***	**0,063**	19739	***1***	***8,1***	0,2	122867	1,12	20,36	**0,087**	**42813**	***1,03***	***9,94***
	ElasticNET	0,042	**21123**	***1,01***	***4,53***	0,109	39652	***1,02***	***13,56***	0,069	36629	1,03	***10,79***	0,102	34754	***1,02***	***10,17***	0,19	168927	1,22	18,97	0,102	60217	1,06	***11,6***
	KNN	0,199	215952	1,41	23,12	0,156	54062	1,04	21,9	0,148	98240	1,12	***14,53***	0,142	45938	***1,01***	***14,44***	0,306	289250	1,42	30,54	0,19	140688	1,2	20,91
	DVR	0,301	257548	1,5	30,26	0,211	60572	1,07	20,86	0,251	153964	1,23	24,87	0,203	62802	1,06	20,35	0,438	391653	1,68	63,85	0,281	185308	1,31	32,04
	LGBM	0,495	304567	1,6	31,99	0,629	159500	1,08	25,32	0,456	187267	1,23	24,31	0,55	149217	1,06	20,41	0,595	394667	1,7	64,59	0,545	239044	1,33	33,32
	RF	0,22	192802	1,37	22,15	0,227	60674	1,07	22,88	0,164	99149	1,13	20,62	0,122	37361	***1,02***	***13,05***	0,595	298215	1,52	49,03	0,266	137640	1,22	25,55
	CatBoost	0,182	192744	1,4	19,88	0,12	40037	1,04	***13,8***	0,105	85683	1,13	***11,19***	0,064	**17527**	***1,01***	***9,29***	0,334	271029	1,42	37,16	0,161	121404	1,2	18,26
	XGBoost	0,082	113173	1,19	***9,8***	0,107	35235	1,03	***14,78***	0,081	55823	1,08	***7,25***	0,075	23991	***1,01***	***12,75***	0,228	178197	1,19	23,19	0,115	81284	1,1	***13,55***
	AdaBoost	0,222	159875	1,31	26,65	0,139	48662	1,03	21,83	0,145	83750	1,12	15,86	0,087	30625	***1,01***	***8,32***	0,321	311107	1,25	51,14	0,183	126804	1,14	24,76
	YSA	0,098	54147	1,06	***12,61***	0,138	49952	1,03	23,48	0,076	31173	1,03	***13,11***	0,138	42747	***1***	15,75	0,366	357451	1,56	50,21	0,163	107094	1,14	23,03
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,042	16980	***0,99***	***3,56***	**0,045**	**14072**	***1***	***3,87***	0,046	17545	***0,99***	***3,82***	0,031	11285	***1***	***3,49***	**0,091**	**38965**	1,05	***9,31***	**0,051**	**19769**	***1,01***	***4,81***
	MARS	0,05	27792	***1***	***3,7***	0,056	19399	***1,01***	***6,72***	0,041	24103	***0,98***	***4,37***	0,028	8036	***1***	***2,77***	0,173	120205	1,13	***17,8***	0,07	39907	***1,02***	***7,07***
	AdaBoost	**0,038**	49670	1,07	***3,85***	0,06	21667	***1,01***	***6,2***	0,022	19479	***1,02***	***2,27***	**0,028**	**7854**	***1***	***2,87***	0,154	107417	***0,99***	20,77	0,06	41217	***1,02***	***7,19***
	XGBoost	0,05	53833	1,07	***4,68***	0,054	20372	***1,02***	***5,14***	0,017	7109	***1***	***2,97***	0,03	10408	***1***	***3,25***	0,106	46671	1,05	***14,39***	0,051	27679	***1,03***	***6,09***
	RF	0,059	79574	1,12	***6,29***	0,082	28112	***1,03***	***9,02***	**0,011**	**5112**	***1***	***1,44***	0,034	10839	***1***	***3,24***	0,144	98467	1,12	***14,61***	0,066	44421	1,05	***6,92***
	YSA	0,059	**16597**	***0,99***	***5,85***	0,068	25860	***1,02***	***6,84***	0,027	10211	***1***	***2,39***	0,031	11377	***1***	***3,16***	0,093	58598	1,04	***7,77***	0,056	24529	***1,01***	***5,2***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 1. Küme (431)	MARS	0,166	54623	***1,02***	16,58	0,177	73803	***1,03***	16,03	0,183	76911	1,05	21,12	0,183	70642	1,06	18	0,178	95761	1,07	17,78	0,177	74348	1,05	17,9
	ÇDR	0,16	52722	1,04	16,02	0,184	77865	1,03	17,43	0,254	116447	1,12	30,5	0,177	68318	1,04	17,5	0,206	101902	1,05	19,99	0,196	83451	1,06	20,29
	Lasso	0,174	55219	1,03	17,71	0,151	58860	***1,03***	***14,01***	0,189	72785	1,06	18,96	0,17	64560	1,04	16,6	0,163	79580	1,05	15,76	0,169	66201	1,04	16,61
	Ridge	0,175	56332	1,03	17,68	0,163	61942	***1,03***	***13,53***	0,161	63442	1,05	16,32	0,161	60749	1,04	16,21	0,161	**77426**	1,04	16,29	0,164	63978	1,04	16,01
	ElasticNET	0,176	55926	1,03	17,14	0,158	60707	1,03	***14,19***	0,201	79026	1,06	20,35	0,187	67167	1,04	18,64	0,172	89029	1,06	17,18	0,179	70371	1,04	17,5
	KNN	0,168	51439	1,03	16,5	0,143	59483	1,04	***14,42***	0,207	87019	1,06	28,33	0,187	77081	1,07	18,8	0,202	119987	1,09	19,69	0,181	79002	1,06	19,55
	DVR	0,294	81144	1,06	21,31	0,187	83072	1,08	19,04	0,309	121455	1,15	31,29	0,229	83973	1,08	21,1	0,268	160043	1,12	25,99	0,257	105937	1,1	23,75
	LGBM	0,123	40908	***1,01***	***12,31***	0,125	50792	***1,02***	***12,59***	0,17	70982	1,06	17,06	0,155	60458	1,04	15,38	0,153	87035	1,06	16,09	0,145	62035	1,04	***14,69***
	RF	0,168	49042	***1,03***	***13,72***	0,16	61324	1,04	***13,5***	0,186	74192	1,08	18,77	0,189	71750	1,07	18,7	0,181	102714	1,08	17,9	0,177	71804	1,06	16,52
	CatBoost	0,107	34619	***1,02***	***10,89***	**0,12**	**47593**	***1,03***	***11,71***	**0,137**	**59706**	1,06	15,48	**0,137**	**53058**	1,04	***14***	**0,151**	82969	1,06	15,84	**0,13**	**55589**	1,04	***13,58***
	XGBoost	**0,104**	**32367**	***1,02***	***10,43***	0,12	48325	***1,03***	***11,51***	0,14	61609	1,05	15,18	0,146	55548	1,05	***14,65***	0,159	87361	1,06	16,51	0,134	57042	1,04	***13,66***
	AdaBoost	0,136	42071	***1,03***	***13,46***	0,152	61142	1,04	***14,5***	0,173	73502	1,07	17,38	0,168	67109	1,06	17,12	0,175	100120	1,08	17,6	0,161	68789	1,06	16,01
	YSA	0,176	58401	1,03	18,92	0,144	60276	1,04	***14,65***	0,204	87018	1,08	22,9	0,167	64371	1,04	16,66	0,179	97921	1,07	18,55	0,174	73597	1,05	18,34
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,134	43686	***1,02***	***13,35***	0,143	55438	***1,01***	***12,13***	**0,125**	**53729**	***1,03***	***13,34***	0,131	47807	***1,03***	***12,06***	0,142	72316	1,04	15,29	0,135	54595	***1,03***	***13,23***
	MARS	0,106	34488	***1,02***	***10,67***	0,135	54019	***1,01***	***12,21***	0,13	55255	1,05	***14,33***	0,14	56519	1,04	***14,08***	0,142	**70533**	1,04	15,23	0,131	54163	***1,03***	***13,3***

	AdaBoost	0,108	34823	1,02	11,12	0,12	46732	1,01	10,77	0,128	54253	1,05	14,71	0,13	52129	1,03	12,93	0,142	79760	1,06	15,12	0,126	53539	1,03	12,93
	XGBoost	0,102	33195	1,02	10,32	0,117	47206	1,01	10,87	0,132	57679	1,04	14,78	0,129	50005	1,03	12,76	0,138	75054	1,05	15,64	0,124	52628	1,03	12,87
	RF	0,108	34052	1,02	11,01	0,128	50692	1,01	11,09	0,134	57739	1,04	16,49	0,134	52967	1,03	13,21	0,138	74700	1,05	14,8	0,128	54030	1,03	13,32
	YSA	0,102	33964	1,02	10,36	0,107	44400	1,03	10,74	0,132	58454	1,05	15,7	0,116	46194	1,04	11,54	0,133	71248	1,04	14,2	0,118	50852	1,03	12,51
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 2. Küme (336)	MARS	0,175	60526	1,03	15,98	0,172	100586	1,04	17,11	0,175	76054	1,06	16,71	0,179	69546	1	18,76	0,158	83563	1,05	15,55	0,172	78055	1,04	16,82
	ÇDR	0,15	53386	1,02	14,34	0,16	95022	1,04	16,33	0,211	99276	1,03	21,17	0,14	57152	1,03	16,01	0,166	99230	1,03	15,8	0,165	80813	1,03	16,73
	Lasso	0,207	68822	1	18,89	0,171	93396	1,04	15,38	0,193	69769	1,03	22,73	0,212	79345	1	21,18	0,189	97506	1,06	19,4	0,194	81768	1,03	19,52
	Ridge	0,203	68568	1	17,72	0,167	86490	1,03	16,34	0,18	67573	1,03	19,27	0,21	82284	1,02	20,14	0,194	105283	1,07	21,62	0,191	82040	1,03	19,02
	ElasticNET	0,2	61206	1	19,82	0,174	96760	1,03	17,45	0,21	88361	1,07	22,13	0,211	79727	1,03	18,17	0,206	140978	1,13	20,85	0,2	93406	1,05	19,68
	KNN	0,18	63015	1,01	16,83	0,182	118963	1,06	17,86	0,199	78604	1,04	15,79	0,174	75652	0,99	16,28	0,146	83865	1,04	16,27	0,176	84020	1,03	16,61
	DVR	0,273	91095	1,08	16,52	0,26	245861	1,3	26,99	0,345	170377	1,28	24,95	0,194	82739	1,09	16,26	0,253	238721	1,3	26,04	0,265	165759	1,21	22,15
	LGBM	0,148	50534	1	14,58	0,154	88328	1,03	15,42	0,179	78642	1,05	19,39	0,149	58912	1	17,25	0,171	91706	1,05	17,99	0,16	73624	1,03	16,93
	RF	0,16	51412	1,02	13,01	0,133	79985	1,06	13,73	0,205	84738	1,09	17,21	0,16	63020	1,01	14,34	0,141	79579	1,06	14,13	0,16	71747	1,05	14,48
	CatBoost	0,115	35848	1,02	11,13	0,115	67059	1,03	12,69	0,151	60633	1,06	14,94	0,104	40327	1,02	11,33	0,109	57384	1,03	10,88	0,119	52250	1,03	12,19
	XGBoost	0,104	36255	1,02	10,22	0,107	65718	1,03	11,17	0,128	53134	1,04	13,44	0,124	49198	1,01	12,41	0,108	58547	1,03	10,76	0,114	52570	1,03	11,6
	AdaBoost	0,121	40510	1,01	11,99	0,123	71457	1,03	17,22	0,211	88854	1,08	18,11	0,128	52878	1	12,45	0,13	71332	1,03	13,27	0,143	65006	1,03	14,61
	YSA	0,123	45449	1,01	12,41	0,176	157963	1,16	17,64	0,198	111889	1,13	19,57	0,134	62043	1,04	13,43	0,182	155412	1,16	18,44	0,163	106551	1,1	16,3
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,108	35359	1	10,03	0,112	65456	1,02	11,09	0,117	47488	1,03	12,56	0,119	45588	1,01	11,92	0,116	60391	1,03	11,68	0,114	50856	1,02	11,46
	MARS	0,101	34868	1	9,23	0,104	62758	1,02	12,23	0,133	59146	1,04	12,89	0,105	44108	1,02	11,07	0,107	62137	1,01	10,71	0,11	52603	1,02	11,23
	AdaBoost	0,105	35985	1,01	9,05	0,1	54602	1,02	10,7	0,138	58332	1,05	13,43	0,098	39204	1,01	9,81	0,107	57739	1,03	10,73	0,11	49172	1,02	10,74
	XGBoost	0,108	36872	1,01	10,38	0,112	66104	1,02	13,97	0,124	54012	1,05	12,22	0,094	38518	1,01	9,98	0,114	64687	1,04	11,7	0,11	52039	1,03	11,65
	RF	0,107	33990	1,01	10,59	0,103	60934	1,02	10,34	0,14	57533	1,05	13,16	0,094	36062	1,01	10,9	0,109	62374	1,04	10,82	0,111	50179	1,03	11,16
	YSA	0,094	33259	1,02	9,53	0,107	70446	1,04	10,73	0,114	47172	1,04	11,54	0,098	39494	1,02	10,67	0,1	58518	1,02	9,87	0,103	49778	1,03	10,47
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 3. Küme (134)	MARS	0,145	48413	1,01	13,68	0,083	33296	1,01	8,12	0,103	41611	1	10,23	0,137	40094	1,02	13,09	0,089	35894	1,01	9,07	0,111	39862	1,01	10,84
	ÇDR	0,144	50097	1,05	15,02	0,124	54499	1,02	13,27	0,152	60562	1,04	15,25	0,116	35121	1,01	12,71	0,104	43912	1,02	10,44	0,128	48838	1,03	13,34
	Lasso	0,13	37844	1,01	11,35	0,086	34695	0,99	8,52	0,119	45806	1,02	19,92	0,152	44239	1,02	15,02	0,09	39547	1,01	8,78	0,115	40426	1,01	12,72
	Ridge	0,086	25455	1,01	8,57	0,074	31138	1,01	7,74	0,109	40059	1,02	14,94	0,085	25425	1,01	8,71	0,05	20811	1	5,14	0,081	28578	1,01	9,02
	ElasticNET	0,119	34855	1,01	11,74	0,093	37779	1,01	9,36	0,137	49399	1,02	15,36	0,147	43914	1,02	15,22	0,087	36558	1,01	8,67	0,117	40501	1,01	12,07
	KNN	0,253	74407	1,01	19,74	0,118	59378	1,04	11,77	0,185	58667	1,06	20,42	0,157	42111	1,02	13,89	0,127	54154	1,02	13,17	0,168	57743	1,03	15,8
	DVR	0,344	97260	1,07	17,18	0,152	76371	1,05	12,83	0,3	102016	1,11	24,9	0,203	54404	1,03	13,81	0,185	81207	1,03	12,39	0,237	82252	1,06	16,22
	LGBM	0,165	62893	1,07	18,79	0,091	42712	1,03	9,3	0,157	56484	1,05	16,69	0,135	39213	1,03	13,4	0,096	38903	1,02	9,83	0,129	48041	1,04	13,6
	RF	0,165	50265	1,03	11,06	0,096	44907	1,03	9,71	0,119	44210	1,03	16,82	0,149	41243	1,03	14,76	0,089	37574	1,02	9,04	0,124	43640	1,03	12,28
	CatBoost	0,097	32141	1,02	7,82	0,07	34919	1,02	7,27	0,106	38483	1,03	14,52	0,141	38847	1,02	13,92	0,07	30077	1,01	7,98	0,097	34893	1,02	10,3
	XGBoost	0,084	26929	1,02	5,73	0,068	30773	1,02	7,38	0,088	31682	1,01	16,88	0,114	32055	1,02	10,99	0,069	28008	1,01	7,54	0,085	29889	1,02	9,7
	AdaBoost	0,147	50458	1,04	12,19	0,087	39814	1,02	8,71	0,177	63204	1,04	22,63	0,157	46134	1,02	15,58	0,084	34168	1,01	10,12	0,13	46756	1,03	13,85
	YSA	0,138	41637	1,02	12,64	0,109	51350	1,03	10,46	0,141	56474	1,04	16,07	0,143	39633	1,03	14,3	0,112	49820	1,02	11,49	0,129	47783	1,03	12,99
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,076	23359	1,01	7,3	0,063	26371	1,01	7,34	0,082	31329	1	8,05	0,084	24732	1,01	9,12	0,05	20442	1	4,95	0,071	25247	1,01	7,35

	MARS	0,07	**21001**	***1,01***	***6,61***	0,066	27732	***1,01***	***7,93***	0,087	**31072**	***1,02***	***9,92***	0,084	24835	***1,01***	***8,88***	**0,049**	**18901**	***1***	***4,92***	**0,071**	**24708**	***1,01***	***7,65***
	AdaBoost	0,079	24502	***1,01***	***9,79***	0,066	29832	***1,02***	***6,09***	0,085	33659	***1,02***	***8,91***	0,09	26349	***1,01***	***9,17***	0,054	21289	***1,01***	***5,42***	0,075	27126	***1,01***	***7,88***
	XGBoost	0,071	23293	***1,01***	***6,28***	0,067	30532	***1,02***	***6,46***	0,086	31173	***1,01***	***8,28***	0,087	25847	***1,01***	***9,37***	0,053	21672	***1,01***	***5,3***	0,073	26503	***1,01***	***7,14***
	RF	0,076	23705	***1,01***	***6,34***	0,065	29447	***1,02***	***6,76***	0,087	32386	***1,01***	***8,79***	0,089	25678	***1,01***	***9,64***	0,054	21980	***1,01***	***5,6***	0,074	26639	***1,01***	***7,43***
	YSA	**0,068**	21910	***1,02***	***6,5***	0,064	28658	***1,01***	***7,06***	0,085	31251	***1,01***	***8,49***	0,088	24857	***1,01***	***8,83***	0,051	20899	***1,01***	***5,17***	0,071	25515	***1,01***	***7,21***
2 Oda – 4. Küme (52)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,147	36595	***1,02***	***12,92***	0,074	27286	***1***	***10,62***	0,203	89064	1,09	24,75	0,062	20239	***1,01***	***8,09***	0,072	23529	***1,01***	***7,56***	0,112	39343	1,03	***12,79***
	ÇDR	**0,054**	**12349**	***1,01***	***5,84***	0,033	10454	***1***	***3,6***	0,106	41486	***1,01***	***12***	0,045	12702	***1***	***5,25***	0,093	28485	***1,01***	***9,47***	0,066	21095	***1,01***	***7,23***
	Lasso	0,072	17499	***1***	***8,17***	0,039	12900	***1***	***4,5***	**0,044**	**16852**	***1***	***4,97***	**0,032**	**8983**	***1***	***2,89***	**0,029**	**8763**	***1***	***3,22***	**0,043**	**12999**	***1***	***4,75***
	Ridge	0,089	22300	***1***	***13,24***	0,029	10521	***1***	***3,95***	0,117	46403	1,04	***11,7***	0,042	12304	***1***	***3,62***	0,074	24189	***1***	***7,05***	0,07	23143	***1,01***	***7,91***
	ElasticNET	0,106	24129	***1,01***	***10,96***	0,054	18071	***1***	***4,88***	0,168	76558	1,06	16,25	0,072	22147	***1,01***	***7,08***	0,079	26882	***1,01***	***8,16***	0,096	33557	***1,02***	***9,47***
	KNN	0,117	28355	***1,01***	***9,92***	0,064	23117	***1,01***	***6,98***	0,229	110717	1,11	25,22	0,049	15849	***1,01***	***5,62***	0,096	32862	***1,02***	***8,91***	0,111	42180	***1,03***	***11,33***
	DVR	0,251	58522	***1,02***	***12,69***	0,172	62334	***1,02***	***14,5***	0,287	127810	1,16	31,73	0,085	26582	***1,01***	***8,26***	0,153	54410	***1,03***	***15,43***	0,19	65932	1,05	16,52
	LGBM	0,307	73936	***1,01***	***10,02***	0,157	54609	***1,02***	***13,82***	0,28	121302	1,14	31,37	0,126	38255	***1,01***	***8,54***	0,154	49458	***1,03***	***15,45***	0,205	67512	1,04	15,84
	RF	0,188	43155	***1,02***	***12,16***	0,1	33281	***1,02***	***9,72***	0,266	120399	1,14	28,26	0,065	20334	***1,01***	***6,64***	0,133	42996	***1,02***	***12,72***	0,15	52033	1,04	***13,9***
	CatBoost	0,137	30789	***1,02***	***12,74***	0,051	18705	***1,01***	***5,46***	0,236	113387	1,13	27,29	0,039	12850	***1***	***3,99***	0,089	30693	***1,02***	***9,2***	0,11	41285	1,04	***11,74***
	XGBoost	0,133	31576	***1,02***	***11,09***	**0,021**	**7233**	***1***	***2,13***	0,215	101542	1,12	23,41	0,042	12142	***1***	***3,74***	0,062	20131	***1,01***	***5,99***	0,095	34525	***1,03***	***9,27***
	AdaBoost	0,125	27700	***1,02***	***10,69***	0,053	18790	***1***	***8,18***	0,294	130920	1,16	34,73	0,075	25133	***1,01***	***10,34***	0,08	25519	***1,01***	***8,05***	0,125	45612	1,04	***14,4***
	YSA	0,16	38344	***1,01***	***6,97***	0,144	51427	***1,02***	***12,2***	0,231	108708	1,12	26,95	0,11	34770	***1,01***	***9,06***	0,123	40002	***1***	***10,62***	0,154	54650	***1,03***	***13,16***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,063	15422	***1***	***7,09***	0,034	11291	***1***	***3,38***	0,05	18561	***1***	***4,8***	0,038	11152	***1***	***3,23***	**0,021**	**7092**	***1***	***4,14***	0,041	12704	***1***	***4,53***
	MARS	0,062	15272	***1,01***	***6,08***	0,039	12489	***1***	***3,6***	**0,041**	**16268**	***1***	***3,86***	0,02	5954	***1***	***1,75***	0,024	7278	***1***	***3,89***	0,037	11452	***1***	***3,84***
	AdaBoost	**0,048**	**11490**	***1***	***4,04***	**0,016**	**5500**	***1***	***2,34***	0,126	65288	1,06	12,45	0,012	3900	***1***	***2,78***	0,026	7644	***1***	***3,21***	0,046	18764	***1,01***	***4,96***
	XGBoost	0,053	13250	***1***	***5,75***	0,032	11479	***1***	***4,23***	0,143	70191	1,07	14,52	**0,01**	**3038**	***1***	***1,06***	0,037	11264	***1***	***5,37***	0,055	21844	***1,01***	***6,19***
	RF	0,068	16854	***1***	***6,9***	0,026	8590	***1***	***2,63***	0,14	69039	1,07	13,89	0,013	4047	***1***	***1,36***	0,035	10990	***1***	***3,6***	0,056	21904	***1,01***	***5,68***
	YSA	0,053	13180	***1***	***5,38***	0,028	9312	***1***	***3,17***	0,043	19569	***1,01***	***4,42***	0,016	4618	***1***	***2,16***	0,033	10523	***1***	***3,92***	**0,035**	**11440**	***1***	***3,81***
2 Oda – 5. Küme (67)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,106	27513	***1,02***	***10,48***	0,087	24948	***1,01***	***9,85***	0,132	47215	***1,02***	***12,66***	0,059	14612	***1***	***7,19***	0,088	27297	***1,01***	***9,09***	0,094	28317	***1,01***	***9,85***
	ÇDR	0,085	22146	***1,01***	***8,64***	0,071	21638	***1***	***9,57***	0,078	29623	***0,99***	***8,02***	0,088	21216	***1***	***8,93***	0,057	16292	***1***	***6,68***	0,076	22183	***1***	***8,37***
	Lasso	**0,047**	**12139**	***1,01***	***4,86***	0,079	23386	***1,01***	***7,96***	0,096	30184	***1,01***	***10,42***	**0,033**	**8210**	***1***	***4,1***	0,079	22832	***1***	***7,84***	0,067	19350	***1,01***	***7,04***
	Ridge	0,082	20112	***1,01***	***7,52***	**0,054**	**18269**	***1,01***	***5,5***	**0,054**	**20643**	***1,01***	***5,38***	0,063	15500	***1***	***6,87***	**0,051**	**15814**	***1***	***4,08***	**0,061**	**18068**	***1,01***	***5,87***
	ElasticNET	0,13	32984	***1,01***	***12,97***	0,087	28266	***1,01***	***8,76***	0,085	32903	***1,01***	***9,54***	0,097	23644	***1,01***	***9,88***	0,075	24882	***1,01***	***7,46***	0,095	28536	***1,01***	***9,72***
	KNN	0,123	32138	***1,03***	***11,32***	0,11	33603	***1,02***	***10,97***	0,141	55910	1,04	***13,48***	0,081	19231	***1,01***	***8,79***	0,108	34563	***1,02***	***11,72***	0,113	35089	***1,02***	***11,26***
	DVR	0,189	45991	***1,03***	***14,02***	0,118	39835	***1,03***	***12,2***	0,273	108768	1,06	19,23	0,181	42037	***1,01***	***9,08***	0,161	56305	1,04	***17,2***	0,184	58587	1,03	***14,35***
	LGBM	0,145	38734	***1,03***	***14,72***	0,124	40760	***1,03***	***11,98***	0,204	78804	1,05	18,47	0,071	17356	***1,01***	***7,01***	0,163	53536	1,04	17,26	0,141	45838	***1,03***	***13,89***
	RF	0,166	41446	***1,03***	***14,74***	0,097	32314	***1,02***	***11,96***	0,153	58623	1,04	15,65	0,077	18921	***1,01***	***6,69***	0,081	27710	***1,02***	***8,13***	0,115	35803	***1,02***	***11,43***
	CatBoost	0,136	32692	***1,02***	***13,48***	0,075	26143	***1,02***	***7,6***	0,131	50402	1,04	***13,73***	0,057	13391	***1,01***	***5,8***	0,073	25291	***1,02***	***7,3***	0,094	29584	***1,02***	***9,58***
	XGBoost	0,125	30506	***1,02***	***13,13***	0,061	21111	***1,01***	***6,73***	0,121	44312	***1,03***	***10,75***	0,065	16066	***1***	***7,2***	0,071	22973	***1,01***	***7,06***	0,089	26994	***1,01***	***8,97***
	AdaBoost	0,26	61385	***1,02***	16,45	0,105	36598	***1,02***	***9,18***	0,125	46846	***1,03***	***13,52***	0,076	18791	***1***	***7,44***	0,133	44767	***1,02***	16,23	0,14	41677	***1,02***	***12,56***
	YSA	0,22	54067	***1,02***	15,7	0,114	37807	***1,02***	***11,47***	0,221	86239	1,05	19,81	0,106	26435	***1,01***	***10,1***	0,113	40852	***1,03***	***12,42***	0,155	49080	***1,03***	***13,9***
	Meta Modeller																								

	ElasticNET	0,056	14392	1,01	5,6	0,052	17649	1,01	4,66	0,043	14787	1	4,24	0,049	11884	1	4,53	0,046	13816	1	3,82	0,049	14506	1	4,57
	MARS	0,062	15857	1,01	6,15	0,055	18828	1,01	4,99	0,048	18585	1	4,87	0,048	11417	1	4,55	0,042	13033	1	3,41	0,051	15544	1	4,79
	AdaBoost	0,054	13628	1,01	5,46	0,045	14852	1,01	4,13	0,067	24410	1,01	7,12	0,033	7893	1	3,17	0,057	16711	1	6,53	0,051	15499	1,01	5,28
	XGBoost	0,061	15756	1,01	6,79	0,049	15796	1,01	4,76	0,072	25333	1,01	7,16	0,028	6716	1	4,13	0,057	17412	1	4,67	0,053	16203	1,01	5,5
	RF	0,057	14805	1,01	5,9	0,052	17327	1,01	4,61	0,068	26130	1,02	6,56	0,03	7179	1	3,01	0,053	15536	1	5,31	0,052	16195	1,01	5,08
	YSA	0,061	15515	1,01	6,25	0,046	14651	1,01	5,24	0,048	16633	1,01	5,16	0,044	10660	1	4,66	0,044	12700	1	4,71	0,049	14032	1,01	5,2
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 Oda – 1. Küme (1944)	MARS	0,139	58183	1,02	14,64	0,132	71642	1,02	13,52	0,167	88144	1,04	16,86	0,129	58534	1,02	13,04	0,133	77530	1,03	12,98	0,14	70807	1,03	14,21
	ÇDR	0,144	61186	1,03	15,81	0,132	71446	1,02	13,53	0,148	80765	1,04	15,95	0,133	62668	1,02	13,69	0,132	77906	1,03	13,02	0,138	70794	1,03	14,4
	Lasso	0,143	61539	1,02	15,84	0,144	75584	1,03	14,33	0,159	82640	1,03	16,4	0,138	61054	1,02	13,92	0,146	83962	1,05	14,75	0,146	72956	1,03	15,05
	Ridge	0,149	62817	1,02	15,96	0,143	75112	1,03	14,23	0,16	84823	1,04	16,41	0,135	59544	1,02	13,32	0,147	83456	1,04	14,41	0,147	73150	1,03	14,87
	ElasticNET	0,146	62466	1,02	15,99	0,145	76058	1,03	14,51	0,16	85076	1,04	16,37	0,134	59581	1,01	13,42	0,144	81991	1,04	14,63	0,146	73034	1,03	14,98
	KNN	0,176	70856	1,03	18,13	0,156	93345	1,04	16,4	0,188	99324	1,06	18,93	0,15	69276	1,02	14,95	0,153	101257	1,04	14,58	0,165	86812	1,04	16,6
	DVR	0,254	96192	1,05	19,45	0,193	120228	1,06	20,58	0,281	144552	1,12	27,88	0,177	77659	1,04	16,04	0,219	153765	1,08	20,79	0,225	118479	1,07	20,95
	LGBM	0,093	38429	1,02	9,39	0,105	57089	1,02	10,55	0,12	66250	1,03	12,53	0,097	45062	1,01	9,78	0,101	61089	1,02	10,39	0,103	53584	1,02	10,53
	RF	0,116	46253	1,03	11,24	0,117	66168	1,02	12,19	0,143	75798	1,05	14,42	0,105	46371	1,02	9,91	0,112	68439	1,03	11,24	0,119	60606	1,03	11,8
	CatBoost	0,086	35420	1,02	9,16	0,101	55316	1,02	10,2	0,116	63470	1,04	11,65	0,095	43054	1,01	9,41	0,098	58760	1,02	9,88	0,099	51204	1,02	10,06
	XGBoost	0,087	35607	1,02	9,27	0,099	54867	1,02	10,1	0,112	61772	1,03	11,41	0,091	41570	1,01	9,1	0,099	59010	1,02	10,21	0,098	50565	1,02	10,02
	AdaBoost	0,117	46849	1,03	11,36	0,116	64314	1,02	11,97	0,142	73300	1,05	14,47	0,099	45004	1,02	9,86	0,111	68034	1,03	11,71	0,117	59500	1,03	11,87
	YSA	0,127	55292	1,02	14,9	0,132	74908	1,02	13,82	0,145	81647	1,03	15,76	0,132	63462	1,02	13,83	0,13	77312	1,03	13,01	0,133	70524	1,02	14,26
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,085	35166	1,01	9,2	0,101	54742	1,01	9,9	0,11	61604	1,03	11,26	0,093	42676	1,01	9,24	0,098	58368	1,02	9,67	0,097	50511	1,02	9,85
	MARS	0,085	34749	1,02	9,19	0,101	55374	1,01	10,01	0,109	60948	1,03	11,02	0,093	42135	1,01	9,18	0,098	59247	1,02	9,77	0,097	50491	1,02	9,83
	AdaBoost	0,09	37052	1,02	9,35	0,103	55524	1,02	11,57	0,111	61006	1,03	11,44	0,09	41054	1,01	8,96	0,101	61337	1,02	10,48	0,099	51195	1,02	10,36
	XGBoost	0,09	36653	1,02	9,77	0,102	56400	1,01	10,79	0,11	62203	1,03	11,36	0,089	40983	1,01	8,95	0,098	59252	1,02	9,8	0,098	51098	1,02	10,13
	RF	0,09	36465	1,02	9,61	0,101	55216	1,02	10,57	0,112	61810	1,03	11,25	0,091	41492	1,01	9,03	0,097	57935	1,02	9,8	0,098	50584	1,02	10,05
	YSA	0,082	34366	1,02	9,36	0,097	53604	1,02	9,83	0,111	62584	1,04	11,3	0,09	41477	1,01	9,08	0,095	58271	1,02	9,64	0,095	50060	1,02	9,84
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 Oda – 2. Küme (4527)	MARS	0,188	97239	1,03	18,43	0,176	124902	1,05	17,19	0,201	133132	1,05	20,37	0,176	103126	1,03	17,5	0,171	137010	1,03	17,37	0,182	119082	1,04	18,17
	ÇDR	0,179	97036	1,06	18,06	0,182	132891	1,05	18,3	0,184	127365	1,06	20,06	0,171	107038	1,05	18,05	0,173	138078	1,04	17,71	0,178	120482	1,05	18,44
	Lasso	0,217	110481	1,04	20,74	0,204	142638	1,06	19,28	0,21	136692	1,05	20,66	0,204	116421	1,04	19,32	0,188	143365	1,06	18	0,205	129919	1,05	19,6
	Ridge	0,222	112071	1,03	21,56	0,204	142921	1,06	19,42	0,208	133296	1,06	20,46	0,205	117511	1,03	20,12	0,189	143800	1,06	18,06	0,206	129920	1,05	19,92
	ElasticNET	0,217	110965	1,04	21	0,203	143020	1,07	19,15	0,21	136770	1,05	20,65	0,203	116428	1,04	19,33	0,189	144016	1,06	18,11	0,204	130240	1,05	19,65
	KNN	0,266	128937	1,08	22,42	0,204	160764	1,07	21,32	0,256	165225	1,1	24,72	0,237	137437	1,04	22,91	0,217	192528	1,06	21,87	0,236	156978	1,07	22,65
	DVR	0,349	160626	1,08	21,86	0,216	183401	1,1	23,04	0,315	197844	1,15	32,52	0,238	139419	1,09	22,13	0,242	227894	1,09	22,77	0,272	181837	1,1	24,46
	LGBM	0,119	60542	1,03	12,24	0,128	94663	1,03	12,91	0,141	98459	1,04	14,72	0,125	73768	1,02	12,62	0,133	107103	1,03	13,28	0,129	86907	1,03	13,15
	RF	0,194	94194	1,04	15,74	0,159	118962	1,05	17,05	0,178	115995	1,07	16,46	0,194	105078	1,05	17,11	0,161	135498	1,05	16,55	0,177	113945	1,05	16,58
	CatBoost	0,117	60518	1,03	11,52	0,128	92640	1,04	12,6	0,134	94582	1,05	13,7	0,127	73751	1,03	12,62	0,128	103783	1,03	12,84	0,127	85055	1,04	12,66
	XGBoost	0,115	58628	1,03	11,36	0,128	93296	1,04	12,78	0,134	92944	1,05	13,4	0,125	72867	1,02	12,64	0,132	107283	1,03	13,24	0,127	85004	1,03	12,68
	AdaBoost	0,159	77152	1,04	14,54	0,148	106670	1,05	15,16	0,17	110201	1,06	16,43	0,151	85542	1,04	15,05	0,152	121215	1,04	15,31	0,156	100156	1,05	15,3
	YSA	0,177	95898	1,04	18	0,16	123170	1,04	16,31	0,178	124630	1,05	18,25	0,153	97340	1,03	16,32	0,155	127160	1,03	15,97	0,165	113640	1,04	16,97

Meta Modeller

ElasticNET	0,116	59436	***1,02***	***11,32***	0,127	91667	***1,03***	***12,33***	0,131	92569	1,04	***13,48***	0,125	74200	***1,02***	***13,03***	0,13	104131	***1,02***	***12,78***	0,126	84401	***1,03***	***12,59***
MARS	0,112	57444	***1,02***	***11,04***	0,126	91169	***1,03***	***12,27***	**0,13**	**91458**	1,04	***13,07***	0,123	73355	***1,02***	***12,25***	0,128	104034	***1,02***	***12,78***	0,124	83492	***1,03***	***12,28***
AdaBoost	0,117	59979	***1,03***	***11,83***	0,126	91500	***1,03***	***12,42***	0,134	93920	1,05	***13,78***	0,124	72889	***1,02***	***13,09***	0,127	101701	***1,02***	***12,7***	0,126	83998	***1,03***	***12,76***
XGBoost	0,117	60683	***1,03***	***11,82***	0,125	91961	***1,03***	***12,41***	0,134	95477	1,05	***13,92***	0,122	73639	***1,02***	***13,11***	0,129	104637	***1,02***	***12,96***	0,125	85279	***1,03***	***12,84***
RF	0,116	59440	***1,03***	***11,86***	0,126	91346	***1,03***	***12,33***	0,133	93950	1,05	***14,09***	0,125	73113	***1,02***	***12,63***	0,128	**102756**	***1,02***	***12,74***	0,126	84121	***1,03***	***12,73***
YSA	**0,109**	**58081**	***1,03***	***11,12***	**0,121**	**91133**	***1,03***	***12,44***	0,13	93648	1,05	***13,76***	**0,115**	**70250**	***1,02***	***12,38***	**0,125**	102841	***1,02***	***12,67***	**0,12**	**83191**	***1,03***	***12,47***

3 Oda – 3. Küme (91)

	1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,167	86808	***0,99***	16,85	0,119	58479	***1***	***14,44***	0,183	87411	1,06	16,41	0,117	57972	***1,03***	***12,47***	0,15	103229	1,04	15,31	0,147	78780	***1,02***	15,1
ÇDR	0,153	79778	***0,98***	15,97	0,094	45235	***1***	***9,48***	0,159	95211	1,06	16,76	0,123	61780	***1,03***	***12,92***	0,104	63696	***1,01***	***13,57***	0,127	69140	***1,02***	***13,74***
Lasso	0,113	62082	***0,99***	***11,8***	**0,024**	**14929**	***1***	***2,36***	**0,098**	**50613**	***0,99***	***10,2***	0,055	**27175**	***1***	***5,69***	**0,103**	**71380**	***1,01***	***8,47***	**0,079**	**45236**	***1***	***7,7***
Ridge	**0,106**	**51213**	***0,99***	***11,47***	0,058	30598	***1,01***	***7,52***	0,125	64713	***1,02***	***12,47***	0,098	49169	***1,03***	***9,54***	0,075	53948	***1,02***	***10,13***	0,092	49928	***1,01***	***10,23***
ElasticNET	0,148	68483	***1,01***	***14,49***	0,104	52199	***1***	13,63	0,124	56703	1,04	***14,59***	0,079	42389	***1,02***	***7,96***	0,107	73368	***1,02***	***11,16***	0,112	58628	***1,02***	***12,37***
KNN	0,154	75074	***1,02***	15,72	0,106	56667	***1,01***	***11,78***	0,231	148972	1,1	24,69	0,092	45778	***1,03***	***9,49***	0,176	140072	1,07	16,18	0,152	93313	1,05	15,57
DVR	0,204	83369	1,05	17,86	0,217	104190	1,07	21,62	0,324	180783	1,16	33,59	0,234	112857	1,09	21,58	0,23	188858	1,13	22,79	0,242	134011	1,1	23,49
LGBM	0,129	62779	***1,02***	***14,69***	0,118	61494	***1,02***	15,54	0,226	129440	1,09	29,61	0,102	49105	***1,02***	***12,54***	0,131	87545	1,03	16,76	0,141	78073	1,04	17,83
RF	0,171	77574	1,03	18,05	0,114	52872	1,04	***11,6***	0,202	108785	1,09	19,34	0,132	57401	1,04	***10,21***	0,159	119619	1,06	13,68	0,156	83250	1,05	***14,58***
CatBoost	0,11	53348	***1,01***	***12,36***	0,088	43941	***1,02***	***8,53***	0,173	99047	1,07	17,49	0,07	30827	***1,02***	***8,71***	0,13	98566	***1,03***	***12,83***	0,114	65146	***1,03***	***11,98***
XGBoost	0,115	55372	***1***	***12,15***	0,059	29188	***1,01***	***5,86***	0,163	90840	1,07	18,37	0,055	27826	***1,01***	***7,68***	0,108	83864	***1,03***	***11,2***	0,1	57418	***1,02***	***11,05***
AdaBoost	0,176	81689	1,03	18,1	0,119	56000	1,03	***14,41***	0,229	129333	1,1	27,41	**0,054**	28901	***1,01***	***5,89***	0,145	103421	1,03	***14,4***	0,145	79869	1,04	16,04
YSA	0,119	54126	***1,03***	***13,71***	0,133	78057	***1,02***	15,67	0,209	139071	1,12	22,07	0,088	46846	***1,01***	***9,08***	0,192	159568	1,08	15,98	0,148	95534	1,05	15,3

Meta Modeller

ElasticNET	0,101	51878	***0,99***	***10,03***	0,067	34237	***1***	***7,83***	0,095	44713	***1,01***	***9,55***	0,074	35413	***1,02***	***7,07***	0,07	54185	***1,02***	***8,77***	0,081	44085	***1,01***	***8,65***
MARS	0,099	54114	***0,99***	***10,26***	0,05	26749	***1***	***4,95***	0,094	46827	***1,02***	***10,12***	0,055	31899	***1,01***	***6,35***	0,063	**46605**	***1,01***	***5,49***	0,072	41239	***1,01***	***7,43***
AdaBoost	0,091	48250	***1***	***9,13***	0,046	27074	***1***	***4,6***	0,074	**38533**	***1,01***	***7,59***	0,049	27838	***1,01***	***5,09***	**0,062**	49906	***1,02***	***6,4***	**0,064**	**38320**	***1,01***	***6,56***
XGBoost	0,104	56479	***0,99***	***10,33***	0,055	30585	***1,01***	***5,6***	**0,072**	38669	***1,01***	***7,38***	0,059	37106	***1,01***	***5,36***	0,075	56899	***1,01***	***5,25***	0,073	43948	***1,01***	***6,78***
RF	0,099	54167	***0,99***	***9,37***	0,059	34297	***1***	***4,94***	0,085	46927	***1,02***	***8,44***	0,058	30840	***1,02***	***5,57***	0,076	59680	***1,02***	***6,14***	0,075	45182	***1,01***	***6,89***
YSA	**0,094**	**51981**	***0,99***	***10,12***	**0,037**	**19799**	***1***	***3,09***	0,079	39651	***1,01***	***8***	**0,044**	**22398**	***1,01***	***5,53***	0,086	61766	***1,02***	***8,95***	0,068	39119	***1,01***	***7,14***

4 Oda – 1. Küme (979)

	1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,184	157961	***1,02***	19,12	0,183	185500	1,04	17,95	0,21	212747	1,05	21,02	0,196	165259	1,05	17,98	0,194	232549	1,05	19,27	0,193	190803	1,04	19,07
ÇDR	0,177	152259	1,05	18,12	0,17	182708	1,04	18,24	0,244	299673	1,1	29,1	0,183	167812	1,04	17,84	0,19	248585	1,04	20,82	0,193	210207	1,05	20,82
Lasso	0,221	176878	1,03	21,53	0,186	184893	1,05	17,84	0,216	213830	1,04	20,71	0,226	186738	1,04	22,06	0,186	227533	1,06	17,99	0,207	197974	1,04	20,03
Ridge	0,217	173272	1,03	21,12	0,185	187643	1,05	18,12	0,216	216829	1,05	20,78	0,223	190025	1,05	21,47	0,187	228743	1,06	18,41	0,206	199302	1,05	19,98
ElasticNET	0,22	172941	***1,02***	21,82	0,197	193820	1,05	18,97	0,217	219966	1,04	20,84	0,211	174923	1,03	21,18	0,199	234693	1,06	18,96	0,209	199269	1,04	20,35
KNN	0,236	195359	1,05	20,27	0,187	206813	1,04	19	0,267	289205	1,12	29,48	0,2	169965	1,05	20,11	0,21	280227	1,05	22,04	0,22	228314	1,06	22,18
DVR	0,421	306276	1,15	27,24	0,285	327715	1,15	29,1	0,353	350211	1,2	35,56	0,338	287243	1,16	27,11	0,286	434523	1,15	27,78	0,337	341194	1,16	29,36
LGBM	0,136	103499	1,04	13,6	0,14	137445	***1,03***	***14,26***	0,162	177902	1,07	16,21	0,149	122490	1,04	***14,38***	0,134	170923	1,04	14,74	0,144	142452	1,04	***14,64***
RF	0,182	133320	1,06	15,02	0,153	156397	1,04	15,04	0,202	210720	1,11	19,61	0,18	140692	1,06	17,23	0,168	220954	1,07	17,43	0,177	172417	1,07	16,87
CatBoost	0,119	92590	***1,03***	***12,6***	0,127	123668	***1,02***	***12,91***	**0,15**	**162222**	1,06	14,99	0,143	115396	***1,03***	***13,66***	0,13	160537	1,04	***14,9***	0,134	130883	1,04	***13,81***
XGBoost	**0,119**	**91990**	1,04	***11,94***	**0,119**	**122296**	***1,02***	***12,93***	0,154	171934	1,07	15,4	**0,138**	**108640**	1,04	***14,05***	**0,129**	**163537**	1,04	***13,07***	**0,132**	**131679**	1,04	***13,48***
AdaBoost	0,137	103016	1,04	***13,22***	0,145	148026	***1,02***	15,42	0,183	200700	1,1	19,46	0,162	134223	1,04	16,19	0,145	186746	1,05	17,34	0,154	154542	1,05	16,33

	YSA	0,156	138487	1,04	16,6	0,174	202358	1,04	18,35	0,174	199261	1,06	20,16	0,16	146182	1,03	16,08	0,181	244086	1,06	19,3	0,169	186075	1,05	18,1
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,118	94225	***1,02***	***12,3***	0,126	129676	***1,01***	***12,26***	0,142	155991	1,05	***14,21***	0,146	124275	1,03	***13,23***	0,127	158209	1,04	***14,44***	0,132	132475	1,03	***13,29***
	MARS	0,117	91067	***1,03***	***11,63***	0,119	126908	***1,01***	***12,04***	0,141	155552	1,05	***14,14***	0,142	119085	1,03	***13,1***	0,126	158395	1,04	***14,41***	0,129	130201	***1,03***	***13,06***
	AdaBoost	0,119	92791	***1,03***	***12,68***	0,123	128572	***1,01***	***12,87***	0,141	154863	1,05	16,62	0,137	115375	1,03	***13,94***	**0,12**	**149401**	1,03	***14,5***	0,128	**128200**	***1,03***	***14,12***
	XGBoost	0,118	93814	***1,03***	***12,22***	0,119	124529	***1,01***	***12,17***	0,141	159991	1,06	***14,82***	0,141	120201	1,03	***13,75***	0,125	158930	1,03	***13,78***	0,129	131493	***1,03***	***13,35***
	RF	0,12	94578	***1,03***	***12,34***	0,123	126892	***1,01***	***12,36***	**0,138**	**153125**	1,06	***14,01***	0,145	120507	***1,03***	***13,82***	0,126	159636	1,04	***14,35***	0,13	130948	***1,03***	***13,38***
	YSA	**0,109**	**88268**	***1,03***	***12,53***	**0,114**	**119250**	***1,01***	***11,93***	0,144	164712	1,06	***14,73***	**0,126**	**108281**	***1,03***	***12,86***	0,121	161974	1,04	***13,46***	**0,123**	128497	***1,03***	***13,1***
4 Oda – 2. Küme (193)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,141	65344	***1,02***	***13,13***	0,157	118830	***1,02***	19,32	0,234	183271	1,03	23,45	0,193	101118	1,05	***14,4***	0,193	132032	***1,01***	19,84	0,184	120119	1,03	18,03
	ÇDR	0,147	71159	***1,03***	***14,19***	0,165	109652	***1,02***	***13,61***	0,185	130787	***1,02***	18,73	0,118	70424	***1,01***	***11,84***	0,245	196468	1,03	27,83	0,172	115698	***1,02***	17,24
	Lasso	0,128	63412	***1,01***	***12,79***	0,137	108971	1,03	16,4	0,131	**96715**	1,03	***14,09***	0,146	80653	***1***	***14,56***	0,15	120283	1,05	15,87	0,138	94007	***1,02***	***14,74***
	Ridge	0,138	65825	***1***	***13,77***	0,147	100887	1,03	***13,5***	0,164	112136	1,04	17,31	0,138	68647	***1***	15,12	0,156	121532	1,04	15,39	0,149	93805	***1,02***	15,02
	ElasticNET	0,151	70659	***1,01***	15,66	0,18	121213	1,06	16,28	0,202	137009	1,06	22,89	0,168	88309	***1,02***	17	0,17	147758	1,06	16,41	0,174	112990	1,04	17,65
	KNN	0,194	83513	1,04	16,49	0,166	154480	1,08	19,06	0,255	210833	1,12	24,68	0,154	90377	1,03	14,75	0,223	198476	1,06	16,52	0,198	147536	1,07	18,3
	DVR	0,292	112694	1,08	21,72	0,266	209968	1,14	28,35	0,374	267358	1,26	36,61	0,212	111937	1,08	17,09	0,254	235046	1,11	23,68	0,28	187401	1,13	25,49
	LGBM	0,166	77741	1,03	17,72	0,168	124085	1,04	17,31	0,189	142955	1,06	19,41	0,137	77844	***1,02***	***14,09***	0,146	129175	1,07	***14,58***	0,161	110360	1,04	16,62
	RF	0,229	94122	1,04	16,57	0,146	112308	1,08	15,32	0,321	239790	1,19	29,02	0,196	97224	1,04	14,88	0,183	157007	1,05	18,13	0,215	140090	1,08	18,78
	CatBoost	**0,1**	**44366**	***1,02***	***11,75***	0,108	99028	1,05	***13,64***	**0,152**	123409	1,08	15,8	**0,118**	**65962**	***1,02***	***11,05***	**0,116**	**100984**	***1,02***	***12,49***	**0,119**	**86750**	1,04	***12,95***
	XGBoost	0,11	50488	***1,01***	***12,38***	**0,105**	**92711**	1,03	***11,56***	0,158	132413	1,09	17,36	0,118	66813	***1,02***	***11,56***	0,124	113873	1,04	***12,31***	0,123	91260	1,04	***13,03***
	AdaBoost	0,116	54102	***1,02***	***11,19***	0,166	149893	1,04	27,38	0,247	188658	1,1	24,82	0,182	93461	1,04	16,36	0,145	136260	1,04	15,82	0,171	124475	1,05	19,11
	YSA	0,127	62774	***1,01***	***12,62***	0,155	128717	1,07	16,1	0,21	183701	1,13	21,02	0,127	73712	1,04	***12,44***	0,179	160916	1,06	15,99	0,16	121964	1,06	15,63
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,109	51332	***0,99***	***12,69***	0,119	**88287**	***1,02***	***10,81***	0,135	89205	***1,02***	15,08	0,091	50508	***1,01***	***10,21***	0,133	102198	***1,02***	***13,4***	0,117	76306	***1,01***	***12,44***
	MARS	0,091	40917	***1,01***	***10,65***	0,119	96865	***1***	***14,21***	0,125	97212	***1,03***	***13,09***	0,084	48015	***1***	***8,75***	0,136	116759	***1,02***	***13,58***	0,111	79954	***1,01***	***12,06***
	AdaBoost	0,097	44280	***1,01***	***11,16***	0,106	92687	***1,02***	***11,96***	0,139	95819	1,04	***13,58***	0,074	41272	***1,01***	***7,19***	**0,107**	**88592**	***1,02***	***11,27***	0,105	72530	***1,02***	***11,03***
	XGBoost	**0,089**	**40061**	***1,01***	***9,5***	0,108	96748	1,04	***13,37***	**0,114**	89425	***1,03***	***12,19***	**0,074**	**39421**	***1***	***7,37***	0,119	99950	***1,02***	***11,79***	**0,101**	73121	***1,02***	***10,84***
	RF	0,101	44091	***1,02***	***10,38***	0,109	89998	***1,03***	***14,2***	0,115	**85305**	1,04	***11,8***	0,084	47909	***1,01***	***8,96***	0,111	94341	***1,03***	***11,21***	0,104	**72329**	***1,03***	***11,31***
	YSA	0,09	40388	***1,01***	***9,88***	**0,105**	89874	1,04	***12,26***	0,128	100442	1,06	***12,97***	0,08	48597	***1,02***	***10,05***	0,115	95317	***1,03***	***11,46***	0,104	74924	***1,03***	***11,32***
4 Oda – 3. Küme (90)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,159	73745	***1,***02	15,67	0,091	60559	***1,01***	***9,68***	0,159	148296	1,06	16,75	0,174	87896	***1,02***	17,51	0,179	134200	1,07	18,2	0,152	100939	1,04	15,56
	ÇDR	0,142	69832	1,03	***14,08***	0,131	78355	***1,02***	***13,26***	0,14	137820	1,07	20,15	0,166	83557	***1,02***	16,01	0,263	162529	1,09	24,63	0,168	106419	1,05	17,63
	Lasso	0,083	42503	***1,01***	***8,34***	0,066	42196	***0,99***	***6,68***	0,086	83013	1,03	***9,38***	***0,081***	47421	***1***	***8,14***	0,182	94901	1,04	18,41	0,1	62007	***1,01***	***10,19***
	Ridge	***0,068***	***30146***	***1,01***	***6,61***	0,084	52397	***1***	***8,11***	***0,082***	***66677***	***1,01***	***10,28***	0,128	67262	***1,01***	***12,56***	0,133	88266	1,04	***13,3***	0,099	60950	***1,01***	***10,17***
	ElasticNET	0,121	64948	***1,01***	***11***	0,122	67694	1,03	***11,17***	0,159	129843	1,07	15,01	0,154	76217	1,03	14,07	0,211	131514	1,06	20,92	0,153	94043	1,04	***14,43***
	KNN	0,175	74194	1,05	17,27	0,091	56847	***1***	***9,68***	0,226	188756	1,1	23,65	0,117	66389	***1,02***	***11,53***	0,141	110833	1,06	16,13	0,15	99404	1,05	15,65
	DVR	0,289	139583	1,09	25,74	0,127	80628	1,04	***13,08***	0,297	264617	1,18	33,2	0,194	104153	1,05	17,21	0,331	234544	1,19	35,18	0,248	164705	1,11	24,88
	LGBM	0,185	86424	1,05	18,43	0,156	93461	1,04	***15,27***	0,162	146081	1,06	16,14	0,167	89953	1,01	16,34	0,183	115592	1,05	18,76	0,171	106302	1,04	16,99
	RF	0,208	88431	1,06	19,23	0,064	36375	***1,01***	***6,3***	0,164	151384	1,1	16,48	0,161	77911	1,04	***14,2***6	0,208	150124	1,1	22,35	0,161	100845	1,06	15,72
	CatBoost	0,147	63341	1,04	***13,96***	0,063	39011	***1,01***	***6,32***	0,117	123756	1,08	***11,96***	0,1	51365	***1,02***	***10,25***	0,172	110651	1,06	17,29	0,12	77625	1,04	***11,96***
	XGBoost	0,138	54618	1,04	***13,68***	***0,05***	***30391***	***1***	***4,74***	0,097	101603	1,06	***10,11***	0,087	***44599***	***1,02***	***8,07***	***0,096***	***72321***	***1,02***	***11,31***	**0,094**	**60706**	***1,03***	***9,58***

	AdaBoost	0,235	100463	1,06	22,67	0,122	77505	***1,01***	***9,93***	0,137	121667	1,08	***14,6***	0,151	77830	1,03	15,1	0,205	143170	1,11	22,92	0,17	104127	1,06	17,04
	YSA	0,159	80042	1,05	17,48	0,109	70423	***1,02***	***11,02***	0,172	173943	1,1	17,1	0,168	99590	1,04	19,01	0,231	191666	1,13	24,18	0,168	123133	1,07	17,76
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,065	29039	***1***	***6,54***	0,055	33160	***1***	***5,25***	0,065	68816	***1,03***	***6,62***	0,074	41698	***1***	***7,8***	0,118	74072	***1,02***	***11,96***	0,075	49357	***1,01***	***7,63***
	MARS	0,078	36811	***1,02***	***7,9***	0,048	28998	***1***	***3,87***	0,06	***53664***	***1,02***	***5,88***	***0,042***	***23866***	***1***	***3,93***	***0,109***	79510	***1,03***	***10,16***	**0,067**	**44570**	***1,01***	***6,35***
	AdaBoost	0,088	41644	***1,02***	***8,65***	0,041	***23847***	***1***	***4,44***	***0,056***	54833	***1,02***	***5,6***	0,05	28992	***1***	***5,08***	0,134	76456	1,04	15,06	0,074	45154	***1,02***	***7,77***
	XGBoost	***0,07***	***31326***	***1,02***	***6,8***	0,054	32834	***1***	***5,27***	0,061	57217	***1,02***	***6,64***	0,064	35849	***1***	***6,25***	0,113	***71948***	1,04	***11,37***	0,072	45835	***1,02***	***7,27***
	RF	0,087	37114	***1,02***	***8,03***	0,043	24907	***1***	***4,29***	0,062	64470	***1,03***	***6,42***	0,052	27833	***1***	***5,04***	0,113	72990	1,04	***12,3***	0,071	45463	***1,02***	***7,22***
	YSA	0,08	34629	***1,02***	***8,44***	***0,04***	25601	***1***	***4,01***	0,073	78064	1,04	***7,94***	0,05	26209	***1,01***	***4,97***	0,118	72077	***1,02***	***11,81***	0,072	47316	***1,02***	***7,43***
5 Oda – 1. Küme (147)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,22	137677	1,04	20,91	0,164	134023	1,06	18,52	0,178	195257	1,06	17,78	0,162	114439	1,05	17,24	0,201	194726	1,04	19,14	0,185	155224	1,05	18,72
	ÇDR	0,164	101714	1,03	15,89	0,155	103447	***1,01***	15,4	0,207	235916	1,07	27,56	0,147	94184	1,04	***14,6***	0,172	154346	1,03	17,05	0,169	137921	1,04	18,1
	Lasso	0,115	69971	***1***	***12,76***	0,103	65004	***1,01***	***10,78***	**0,105**	**117855**	***1***	***10,17***	0,135	80149	***1,03***	***14,81***	**0,103**	**85553**	1,01	10,26	**0,112**	**83706**	***1,01***	***11,76***
	Ridge	0,131	79910	***1,01***	***13,37***	0,111	74862	***1,01***	***10,86***	0,115	125221	***1,01***	***11,61***	0,114	74725	***1,02***	***12,09***	0,14	122697	1,02	15,39	0,122	95483	***1,01***	***12,66***
	ElasticNET	0,205	131860	1,04	20,49	0,189	121916	***1,01***	20,23	0,159	179714	1,04	15,54	0,153	91770	***1,02***	***13,92***	0,194	177437	1,04	19,91	0,18	140539	1,03	18,02
	KNN	0,196	130448	1,04	21,51	0,17	133474	1,05	18,72	0,201	229466	1,05	35,64	0,179	144060	1,07	17,82	0,18	192579	1,06	18,75	0,185	166005	1,05	22,49
	DVR	0,309	184795	1,07	19,34	0,224	187660	1,11	22,39	0,315	374381	1,16	37,53	0,287	193399	1,1	21,94	0,304	349625	1,15	29,8	0,288	257972	1,12	26,2
	LGBM	0,164	101732	***1,03***	15,8	0,166	132695	1,05	15,97	0,194	223414	1,06	18,8	0,173	107163	1,03	17,17	0,139	162070	1,06	16,57	0,167	145415	1,05	16,86
	RF	0,198	113643	1,04	16,49	0,154	110068	1,05	***13,11***	0,2	237180	1,1	21,69	0,164	107846	1,05	***14,65***	0,165	166136	1,07	17,76	0,176	146975	1,06	16,74
	CatBoost	**0,097**	**61593**	***1,02***	***9,99***	0,113	73274	***1,02***	***13,25***	0,165	194093	1,07	18,08	**0,104**	**70403**	***1,03***	***11,49***	0,138	128550	1,03	17,32	0,123	105583	***1,03***	***14,03***
	XGBoost	0,129	75705	***1,03***	***13,5***	**0,097**	**61215**	***1,02***	***11,36***	0,155	176358	1,06	15,75	0,124	90935	1,04	***13,17***	0,137	118786	1,03	13,77	0,128	104600	1,04	***13,51***
	AdaBoost	0,121	75094	***1,02***	***12,54***	0,153	100534	1,03	15,63	0,259	290414	1,11	30,52	0,087	59033	***1,02***	***10,12***	0,16	155054	1,05	18,89	0,156	136026	1,05	17,54
	YSA	0,214	134425	1,05	20,41	0,205	180300	1,08	20,18	0,189	228238	1,08	20,21	0,167	113849	1,05	***13,55***	0,264	315882	1,12	24,95	0,208	194539	1,08	19,86
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,099	58588	***1***	***11,53***	0,087	58079	***1,01***	***8,24***	0,086	100859	***1,01***	***8,6***	0,102	62963	***1,03***	***10,9***	0,089	81871	***1,02***	***11,8***	0,093	72472	***1,01***	***10,21***
	MARS	0,091	56109	***1,01***	***9,12***	0,082	56006	***1,01***	***7,77***	0,08	95231	***1***	***9,9***	0,095	61653	***1,03***	***10,49***	0,101	92226	***1,02***	***11,29***	0,09	72245	***1,01***	***9,71***
	AdaBoost	**0,079**	**48384**	***1,01***	***8,65***	0,085	57161	***1,01***	***11,86***	0,079	89626	***1,01***	***9,36***	0,085	51341	***1,02***	***8,26***	0,097	89849	***1,03***	***10,05***	0,085	67272	***1,02***	***9,64***
	XGBoost	0,085	55042	***1,01***	***9,51***	0,089	61486	***1,01***	***9,69***	**0,073**	**85430**	***1,01***	***9,35***	**0,074**	**45889**	***1,01***	***7,34***	0,099	87507	***1,01***	***13,01***	0,084	67071	***1,01***	***9,78***
	RF	0,082	47024	***1,01***	***8,41***	0,083	54053	***1,01***	***7,93***	0,086	101871	***1,03***	***8,46***	0,089	56082	***1,02***	***9***	0,101	87625	***1,02***	15,78	0,088	69331	***1,02***	***9,92***
	YSA	0,086	49787	***1,01***	***8,7***	**0,071**	**49492**	***1,01***	***6,59***	0,08	96044	***1***	***8,1***	0,099	64549	***1,03***	***10,25***	**0,077**	**73585**	***1,02***	***12,46***	**0,083**	**66691**	***1,01***	***9,22***
5 Oda – 2. Küme (25)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,121	69721	***1***	***11,98***	0,069	49247	***1***	***10,33***	0,121	73435	1,06	***12,2***	0,161	166653	1,12	18,55	0,144	125909	***1,01***	31,63	0,123	96993	1,04	16,94
	ÇDR	0,022	12142	***1***	***2,52***	0,051	33525	***1***	***4,96***	0,049	34179	1***,01***	***4,92***	0,111	77476	***1,02***	23,98	0,063	54339	***1,01***	***11,31***	0,059	42332	***1,01***	***9,54***
	Lasso	0,053	28602	***1,01***	***9,77***	0,038	25643	***1***	***3,62***	0,086	60737	1,04	***8,58***	0,196	141329	1,08	19,54	0,047	37645	***1***	***5,48***	0,084	58791	***1,03***	***9,4***
	Ridge	0,028	15329	***1***	***5,37***	**0,023**	**16260**	***1***	***2,24***	**0,007**	**5680**	***1***	***0,68***	**0,089**	**53510**	***1,01***	***2,74***	0,037	26060	***1,01***	***6,03***	**0,037**	**23368**	***1***	***3,41***
	ElasticNET	**0,024**	**12731**	***1***	***3,43***	0,037	26033	***1***	***4,29***	0,009	7922	***1***	***0,92***	0,099	51619	***1,02***	***11,96***	0,05	45369	***1***	17,43	0,044	28735	***1***	***7,61***
	KNN	0,126	65900	***1,02***	***10,03***	0,084	58333	***1,01***	***9,64***	0,237	149800	1,12	23,65	0,193	132700	1,1	19,67	0,122	108933	***1,01***	24,83	0,152	103133	1,05	17,56
	DVR	0,191	97632	***1,02***	***12,18***	0,061	40436	***1,01***	***5,85***	0,341	263355	1,18	35,53	0,281	217966	1,16	28,21	0,187	180968	1,04	18,25	0,212	160071	1,08	20
	LGBM	0,308	164400	***1,02***	***12,68***	0,093	60000	***1,01***	***5,85***	0,369	268050	1,19	35,79	0,354	242220	1,16	27,94	0,187	177270	1,04	18,26	0,262	182388	1,08	20,1
	RF	0,116	60492	***1,02***	***11,86***	0,128	87248	***1***	***9,06***	0,224	147328	1,11	21,58	0,282	204870	1,14	28,38	0,074	68060	***1,01***	16,51	0,165	113600	1,06	17,48
	CatBoost	0,107	55327	***1,01***	***9,34***	0,029	20533	***1***	***4,07***	0,103	63179	1,05	***10,31***	0,249	191231	1,12	25,07	**0,029**	**21795**	***1***	***2,5***	0,103	70413	1,04	***10,26***

	XGBoost	0,062	32213	***1,01***	***7***	0,075	50572	***1***	***6,67***	0,109	67788	1,06	***10,86***	0,144	147277	1,1	16,33	0,035	29716	***1***	***10,45***	0,085	65513	***1,03***	***10,26***
	AdaBoost	0,101	51400	***1,01***	***11,82***	0,224	154050	***1***	***14,1***	0,08	49200	1,04	***7,95***	0,276	212394	1,15	26,74	0,12	105000	***1,01***	32,62	0,16	114409	1,04	18,65
	YSA	0,255	146843	***0,99***	***8,86***	0,214	148610	***1***	***8,55***	0,272	125869	1,11	27,27	0,144	122662	***1,03***	***14,08***	0,198	161665	***1***	28,36	0,217	141130	1,03	17,42
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,031	17514	***1***	***6,68***	0,025	17723	***1***	***2,46***	0,027	16287	***0,99***	***2,67***	0,048	26869	***1,02***	***5,03***	0,036	26906	***1,01***	***5,56***	0,033	21060	***1***	***4,48***
	MARS	0,04	23137	***1***	***6,11***	0,031	21485	***1***	***2,19***	0,022	15146	***0,99***	***1,94***	0,08	48152	***1,01***	***2,49***	0,037	27515	***1,01***	***5,93***	0,042	27087	***1***	***3,73***
	AdaBoost	0,023	11500	***1***	***2,32***	0,029	19600	***1***	***2,86***	0,034	25400	***1***	***3,39***	0,06	41800	***1,02***	***6***	0,068	61283	***1***	19,99	0,043	31917	***1***	***6,91***
	XGBoost	0,018	8645	***1***	***1,78***	**0,007**	**5076**	***1***	***0,6***	0,031	23106	***1***	***3,09***	0,052	46769	***1,02***	***4,46***	0,016	14114	***1***	***4,98***	0,025	19542	***1***	***2,98***
	RF	**0,012**	**6874**	***1***	***1,21***	0,017	12017	***1***	***1,37***	0,038	18922	***1,02***	***3,44***	0,088	62163	1,04	***8,6***	**0,009**	**8346**	***1***	***0,63***	0,033	21664	***1,01***	***3,05***
	YSA	0,014	7441	***1***	***1,71***	0,022	15324	***1***	***2,21***	**0,011**	**6509**	***1***	***1,23***	**0,052**	**35248**	***1,02***	***5,27***	0,037	31686	***1***	***11,41***	**0,027**	**19242**	***1***	***4,37***
5 Oda – 3. Küme (75)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,138	63869	1,03	***14,3***	0,146	129981	1,1	***13,54***	0,12	75601	***1,01***	***10,37***	0,154	86178	1,03	***12,3***4	0,111	79480	***1,01***	***12,34***	0,134	87022	1,04	***12,58***
	ÇDR	0,103	53035	***1,02***	***10,85***	0,156	98356	1,05	16,45	0,095	58820	***1,02***	***10,44***	0,153	88819	***1,01***	16,78	0,192	144732	1,03	15,58	0,14	88752	***1,03***	***14,02***
	Lasso	0,109	46864	***1,03***	***11,97***	0,105	85192	***1,03***	***8,35***	**0,06**	**39210**	***1,01***	***6,7***	0,07	**37115**	***1,01***	***8,01***	0,09	60664	***1***	***8,88***	0,087	53809	***1,02***	***8,78***
	Ridge	**0,065**	**33747**	***1,01***	***6,4***	**0,092**	**59585**	***1***	***8,98***	0,069	43498	***1***	***7,82***	**0,064**	37436	***1***	***6,38***	**0,074**	**50647**	***0,99***	***9,44***	**0,073**	**44983**	***1***	***7,8***
	ElasticNET	0,115	53881	***1,02***	***12,42***	0,147	119399	1,07	***12,82***	0,089	60976	***1,01***	***9,2***	0,117	63083	***1,02***	***12,31***	0,095	67164	***1,01***	***10,81***	0,113	72901	***1,03***	***11,51***
	KNN	0,207	84633	1,05	17,26	0,175	166478	1,13	20,02	0,179	100810	1,06	17,82	0,17	91167	1,05	17,84	0,125	88933	***1***	***9,47***	0,171	106404	1,06	16,48
	DVR	0,29	110973	1,07	22,94	0,238	188112	1,15	23,98	0,228	128000	1,09	22,64	0,198	102706	1,06	19,88	0,161	121212	***1,02***	***12,4***	0,223	130201	1,08	20,37
	LGBM	0,205	90375	1,06	20,47	0,196	181080	1,14	22,29	0,113	89111	***1,03***	***10,96***	0,127	78822	***1,01***	19,68	0,091	65894	***1***	***11,09***	0,146	101056	1,05	16,9
	RF	0,187	73456	1,05	15,15	0,17	158904	1,13	17,34	0,139	81968	1,04	***12,78***	0,141	74550	1,03	16,59	0,112	83102	***1,01***	***10,6***	0,15	94396	1,05	***14,49***
	CatBoost	0,103	38918	***1,03***	***11,32***	0,151	145870	1,11	15	0,068	48417	***1,03***	***6,77***	0,083	45735	***1,02***	***9,92***	0,098	69985	***1***	***7,6***	0,101	69785	1,04	***10,12***
	XGBoost	0,116	44062	***1,03***	***13,55***	0,126	131691	1,1	***12,26***	0,063	41014	***1,01***	***6,64***	0,102	59405	***1,02***	***10,26***	0,105	76742	***1***	***12,47***	0,102	70583	***1,03***	***11,04***
	AdaBoost	0,173	68067	1,05	17,43	0,184	166751	1,12	16,33	0,146	91400	1,04	15,32	0,114	63378	***1,02***	***11,39***	0,159	115571	***1,01***	***14,36***	0,155	101033	1,05	***14,97***
	YSA	0,206	77804	1,05	17,96	0,2	178614	1,13	25,2	0,152	98660	1,04	***14,84***	0,2	116197	1,04	19,27	0,198	145284	***1,01***	***12,42***	0,191	123312	1,05	17,94
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,055	27211	***1,01***	***6,6***	0,099	71064	***1,02***	***7,4***	0,06	38294	***1***	***6,52***	**0,043**	**25912**	***1***	***3,92***	0,068	44996	***0,99***	***7,24***	0,065	41495	***1***	***6,34***
	MARS	0,082	34502	***1,02***	***7,71***	0,094	**65644**	***1,01***	***8,3***	0,052	32880	***1***	***5,07***	0,048	25586	***1,01***	***4,8***	0,073	47223	***1***	***7,57***	0,07	41167	***1,01***	***6,69***
	AdaBoost	0,06	**24279**	***1,02***	***5,95***	0,088	86614	1,06	***8,82***	**0,038**	**26248**	***1***	***3,82***	0,047	27853	***1***	***4,48***	0,076	51963	***1***	***6,38***	0,062	43391	***1,02***	***5,89***
	XGBoost	0,069	31323	***1,01***	***10,04***	0,102	103519	1,07	***9,58***	0,052	35979	***1***	***5,32***	0,064	35454	***1,01***	***6,41***	0,087	62640	***1***	***6,94***	0,075	53783	***1,02***	***7,66***
	RF	0,088	33740	***1,03***	***9,84***	0,101	104372	1,07	***9,52***	0,048	33321	***1***	***4,83***	0,056	30379	***1,01***	***5,75***	0,07	48177	***1***	***6,81***	0,073	49998	***1,02***	***7,35***
	YSA	**0,058**	25660	***1,02***	***6,22***	**0,087**	68279	***1,03***	***6,66***	0,059	37346	***1***	***5,91***	0,044	26291	***1,01***	***4,38***	**0,059**	**40010**	***1***	***5,71***	**0,061**	**39517**	***1,01***	***5,78***
5 Oda – 4. Küme (158)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,244	202753	1,08	27,65	0,202	197297	1,07	20,15	0,293	346920	1,11	29,4	0,235	189106	1,05	19,96	0,19	195221	1,03	19,51	0,233	226259	1,07	23,33
	ÇDR	0,198	201188	1,09	21,88	0,286	323476	1,18	31,99	0,316	414798	1,1	37,02	0,279	216858	1,06	25,29	0,264	306351	1,12	26,75	0,269	292534	1,11	28,59
	Lasso	**0,12**	**115219**	1,03	16,53	**0,142**	**147761**	***1,01***	***13,16***	0,209	**245835**	1,06	20,55	0,141	132694	0,98	***14,11***	**0,078**	**76961**	***1***	***7,76***	**0,138**	**143694**	***1,02***	***14,42***
	Ridge	0,186	176972	1,05	18,34	0,18	178313	***1,02***	17,88	0,243	291310	1,06	24,11	0,198	157479	1,03	18,98	0,141	154432	1,04	***14,09***	0,19	191701	1,04	18,68
	ElasticNET	0,182	148707	1,04	18,24	0,229	241048	1,06	23,01	0,258	298422	1,11	22,59	0,195	167560	***1***	19,56	0,202	212057	1,05	20,25	0,213	213559	1,05	20,73
	KNN	0,275	219369	1,08	26,91	0,244	220125	1,1	27,72	0,329	452438	1,14	36,84	0,304	224572	1,08	22,69	0,193	211367	1,05	19,7	0,269	265574	1,09	26,77
	DVR	0,356	286239	1,16	35,37	0,311	305122	1,18	31,32	0,334	482928	1,2	38,2	0,397	270546	1,16	34,78	0,218	264989	1,12	21,7	0,323	321965	1,16	32,27
	LGBM	0,132	125131	***1,02***	***12,44***	0,185	185941	1,04	21,24	**0,191**	261130	1,06	19,09	**0,137**	**115916**	***1,01***	***13,81***	0,147	175320	1,05	***14,41***	0,158	172688	1,04	16,2
	RF	0,21	174064	1,08	21,14	0,206	219799	1,09	20,68	0,27	347094	1,12	27,04	0,236	167555	1,07	18,73	0,135	166816	1,06	***13,62***	0,211	215066	1,08	20,24

	CatBoost	0,126	120481	1,05	***12,88***	0,16	181722	1,06	15,85	0,206	270569	1,09	20,63	0,14	121164	1,03	***12,8***	0,118	140949	1,04	***11,92***	0,15	166977	1,05	***14,82***
	XGBoost	0,133	120935	1,05	***14,79***	0,159	175760	1,04	17,06	0,196	274894	1,08	19,48	0,139	124950	***1,01***	***12,99***	0,11	133624	1,03	***10,55***	0,147	166033	1,04	***14,97***
	AdaBoost	0,238	199886	1,07	27,12	0,235	225134	1,11	23,59	0,234	322631	1,09	24,04	0,15	122282	***1,01***	16,17	0,107	129225	1,04	***11,62***	0,193	199832	1,06	20,51
	YSA	0,181	169241	1,04	18,42	0,246	265403	1,12	24,61	0,284	419347	1,14	29,9	0,251	201325	1,12	25,86	0,187	231024	1,07	18,33	0,23	257268	1,1	23,42
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,098	91623	***1,02***	***9,25***	0,118	119296	***1,01***	***11,9***	0,172	222875	1,06	17,24	0,112	100045	***0,99***	***10,34***	0,077	78032	***1,01***	***7,66***	0,115	122374	***1,02***	***11,28***
	MARS	0,105	103378	***1,02***	***12,43***	0,101	113290	***1***	***10,52***	**0,142**	**202128**	1,05	***14,7***	0,113	100592	***1***	***9,91***	**0,072**	**76326**	***1,01***	***7,52***	0,107	119143	***1,02***	***11,02***
	AdaBoost	0,099	**86294**	***1,02***	***10,32***	**0,091**	108474	***1,01***	***10,61***	0,154	205248	1,06	15,44	0,107	100040	***1***	***10,14***	0,075	78550	***1,01***	***7,39***	**0,105**	**115721**	***1,02***	***10,78***
	XGBoost	0,106	89382	***1,02***	***10,99***	0,102	127927	***1,03***	***11,56***	0,157	217881	1,07	15,68	0,119	101963	***1,01***	***10,47***	0,08	92810	***1,01***	***7,05***	0,113	125993	***1,03***	***11,15***
	RF	0,111	93006	***1,03***	***11,84***	0,104	113899	***1,03***	***10,29***	0,157	212055	1,07	15,68	0,126	105684	***1,01***	***10,82***	0,084	89831	***1,01***	***8,39***	0,116	122895	***1,03***	***11,4***
	YSA	**0,095**	89872	***1,02***	***9,78***	0,095	**10815**0	***1,02***	***11,37***	0,166	213264	1,06	16,85	**0,085**	**80113**	***1***	***8,56***	0,073	76632	***1,01***	***7,29***	0,103	113606	***1,02***	***10,77***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,366	389851	0,96	34,23	0,134	113207	***1,03***	***12,73***	0,29	285834	1,06	30,28	0,178	190730	1	16,41	0,139	156713	1,04	***14,3***	0,221	227267	***1,02***	21,59
	ÇDR	0,175	158579	1,03	17,82	0,182	154306	1,04	19,67	0,255	308831	1,14	26,64	0,176	190919	1,04	23,52	0,148	171252	***1,02***	15,85	0,187	196777	1,05	20,7
	Lasso	0,161	125785	***0,99***	18,58	0,079	78198	***0,99***	***13,27***	0,199	205072	1,07	20,51	**0,061**	**55827**	***1***	***12,5***	**0,082**	**81598**	***1,01***	***8,99***	0,116	109296	***1,01***	***14,77***
	Ridge	**0,094**	**71829**	***1,01***	***12,31***	0,103	88638	***1,01***	***11,34***	**0,183**	**155154**	***1,02***	18,59	0,082	75540	***0,98***	***9,66***	0,104	117233	***1,03***	17,46	**0,113**	**101679**	***1,01***	***13,87***
	ElasticNET	0,185	135724	***1,02***	25	0,151	120726	1,04	19,8	0,228	225603	1,09	24,24	0,116	142211	***1,02***	19,88	0,146	156664	1,04	15,38	0,165	156186	1,04	20,86
	KNN	0,269	204507	1,08	24,67	0,213	175750	1,04	24,97	0,359	316640	1,18	32,75	0,218	256867	1,06	21,89	0,185	246860	1,05	18,68	0,249	240125	1,08	24,59
	DVR	0,41	358924	1,22	30,85	0,332	312488	1,14	28,96	0,4	401964	1,25	32,08	0,315	349396	1,16	29,58	0,331	430045	1,19	32,72	0,358	370563	1,19	30,84
6 Oda (125)	LGBM	0,21	155674	1,04	20,18	0,136	120006	1,03	13,33	0,221	253475	1,14	21,29	0,117	120037	***1,01***	32,38	0,198	226987	1,07	19,96	0,176	175236	1,06	21,43
	RF	0,257	194355	1,08	18,33	0,132	103156	1,05	15,16	0,283	287712	1,16	24,61	0,174	171935	1,06	20,03	0,152	196814	1,07	15,2	0,2	190794	1,08	18,67
	CatBoost	0,132	99352	1,04	17,36	0,083	74697	***1,02***	***8,54***	0,178	225247	1,12	21,37	0,085	96998	1,03	26,31	0,134	173214	1,05	16,24	0,122	133902	1,05	17,96
	XGBoost	0,14	114752	1,04	16,52	**0,066**	**63814**	***1,01***	***7,74***	0,225	242720	1,13	22,18	0,074	77044	***1,02***	25,23	0,133	171387	1,04	15,01	0,128	133943	1,05	17,34
	AdaBoost	0,2	154008	1,06	17,8	0,096	89600	***1,01***	***9,87***	0,245	281598	1,17	24,78	0,141	159541	1,03	17,67	0,209	264207	1,06	20,92	0,178	189791	1,07	18,21
	YSA	0,252	245812	1,14	24,66	0,172	189721	1,06	17,32	0,314	404813	1,25	32,24	0,266	354016	1,16	26,75	0,217	297700	1,09	20,82	0,244	298412	1,14	24,36
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,089	73895	***1***	***8,94***	0,077	66398	***1***	***9,84***	0,149	162018	1,06	17,57	0,068	65060	***0,98***	***9,76***	**0,076**	**84810**	***1,02***	***13,37***	0,092	90436	***1,01***	***11,9***
	MARS	0,086	71645	***1,01***	***8,51***	0,069	63611	***1,01***	***11,45***	**0,133**	**151053**	1,06	15,41	0,063	73360	***0,99***	25,19	0,089	98678	***1,02***	***12,86***	0,088	91669	***1,02***	***14,68***
	AdaBoost	0,07	57672	***1,01***	***8,09***	0,055	45828	***1***	***6,69***	0,142	161555	1,08	***14,87***	0,059	59417	***0,99***	***8,95***	0,089	102687	***1,02***	***11,67***	0,083	85432	***1,02***	***10,05***
	XGBoost	**0,058**	**46818**	***1,01***	***6,14***	0,063	58073	***1***	***7***	0,136	164163	1,07	15,61	0,062	67127	***0,98***	***5,9***	0,094	118278	***1,03***	***12,34***	0,083	90892	***1,02***	***9,4***
	RF	0,077	55244	***1,02***	***8,71***	0,07	68112	***0,99***	***6,72***	0,152	172128	1,08	15,76	0,064	65915	***0,99***	***10,81***	0,096	124017	***1,03***	***14,35***	0,092	97083	***1,02***	***11,27***
	YSA	0,07	56861	***1,01***	***7,53***	**0,054**	**44913**	***1***	***9,25***	0,144	171992	1,07	18,13	**0,05**	**47229**	***1***	***17,47***	0,078	91946	***1,03***	***11,81***	**0,079**	**82588**	***1,02***	***12,84***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,039	36834	***1***	***3,56***	0,087	157397	***1,02***	***8,59***	0,049	34356	***1,02***	***5,09***	0,035	33114	***1***	***3,88***	0,181	274634	***1,01***	17,96	0,078	107267	***1,01***	***7,82***
	ÇDR	0,028	25734	***1***	***3,05***	**0,026**	**43144**	***1***	***2,61***	0,024	18965	***1***	***5,79***	0,015	16222	***1***	***1,44***	0,118	171292	***1***	***8,07***	0,042	55071	***1***	***4,19***
	Lasso	0,028	30087	***0,99***	***3,17***	0,12	239614	***1,03***	***12,01***	0,073	56006	***1,02***	15,63	0,036	44644	***1***	***5,07***	0,156	221417	***1***	***12,22***	0,083	118354	***1,01***	***9,62***
	Ridge	**0,025**	**22941**	***1***	***2,75***	0,049	137306	1,04	***4,92***	**0,004**	**3146**	***1***	***0,81***	0,009	8494	***1***	***1,01***	**0,07**	**104330**	***1***	***4,54***	**0,031**	**55243**	***1,01***	***2,81***
7 Oda (25)	ElasticNET	0,028	31535	***0,99***	***3,45***	0,035	90102	***1,02***	***3,48***	0,029	19566	***1***	***3,14***	**0,004**	**5348**	***1***	***0,73***	0,094	139398	***1***	***6,93***	0,038	57190	***1***	***3,55***
	KNN	0,143	121400	***1,01***	***10,84***	0,133	379500	1,14	***13,13***	0,13	111100	1,05	***13,84***	0,072	73467	***1,02***	***7,02***	0,244	347200	***1***	20,13	0,144	206533	1,04	***12,99***
	DVR	0,383	297430	1,04	16,12	0,214	470391	1,14	22,63	0,471	380336	1,15	24,01	0,154	193096	1,04	15,72	0,221	338258	***1,02***	18,23	0,289	335902	1,08	19,34
	LGBM	0,508	399750	1,05	17,71	0,27	587530	1,22	27,97	0,58	442900	1,16	24,78	0,237	253900	1,07	23,59	0,171	262500	***1,01***	***8,84***	0,353	389316	1,1	20,58

RF	0,19	156784	***1,02***	***9,18***	0,146	425463	1,17	16,6	0,237	168077	1,07	15,04	0,068	82148	***1,02***	***7,35***	0,171	258080	***1,01***	16,84	0,162	218110	1,06	***13***
CatBoost	0,147	125444	***1,01***	***10,54***	0,123	380300	1,15	***12,2***	0,185	130960	1,06	18,69	0,027	27937	***1***	***2,63***	0,139	213062	***1,01***	***12,94***	0,124	175541	1,05	***11,4***
XGBoost	0,09	76593	***1***	***8,55***	0,139	407972	1,15	***13,72***	0,164	106297	1,05	17,19	0,019	24647	***1,01***	***2***	0,071	109378	***1,01***	***6,67***	0,097	144977	1,04	***9,63***
AdaBoost	0,211	172200	***1,02***	***12,19***	0,207	502600	1,17	20,69	0,362	251600	1,12	38,66	0,014	16000	***1***	***3,64***	0,249	360200	***1***	22,67	0,209	260520	1,06	19,57
YSA	0,094	97130	***0,98***	***9,61***	0,209	465611	1,11	20,12	0,091	113181	1,04	***14,33***	0,134	177266	***1,02***	***8,64***	0,27	408959	1,03	28,3	0,16	252429	1,04	16,2
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,022	20836	***1***	***2,17***	0,039	51230	***1,02***	***4,17***	0,034	33702	***0,99***	***3,47***	0,017	18265	***1***	***1,9***	0,087	126809	***1***	***5,75***	0,04	50168	***1***	***3,49***
MARS	0,028	25767	***1***	***2,7***	0,057	135390	1,04	***4,94***	0,01	11599	***1***	***0,81***	0,014	15482	***1***	***1,15***	0,077	116050	***1***	***4,5***	0,037	60858	***1,01***	***2,82***
AdaBoost	0,024	20200	***1***	***2,84***	0,104	320150	1,12	***10,17***	0,04	24800	***1,01***	***4,37***	**0,006**	**6200**	***1***	***0,8***	**0,061**	**89000**	***1***	***5,67***	0,047	92070	***1,03***	***4,77***
XGBoost	0,017	17140	***1***	***1,27***	0,121	360659	1,14	***12,03***	0,057	37442	***1,02***	***6,77***	0,016	17195	***1***	***1,09***	0,076	108108	***1***	***6,44***	0,057	108109	***1,03***	***5,52***
RF	0,03	28558	***1***	***2,76***	0,119	343682	1,12	***11,94***	0,053	38163	***1,02***	***5,5***	0,013	18172	***1***	***2,82***	0,08	114798	***1***	***5,34***	0,059	108675	***1,03***	***5,67***
YSA	**0,01**	**10339**	***1***	***1,07***	**0,017**	**44498**	***1,01***	***1,72***	**0,006**	**5088**	***1***	***0,65***	0,01	11651	***1***	***1,16***	0,071	105627	***1***	***5,65***	**0,023**	**35441**	***1***	***2,05***

Çizelge 4.40'da görülmekte olduğu üzere Mamak ilçesi 18 farklı veri kümesinden oluşmaktadır. 38 adet gözlemden oluşan 1 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 8,7'lik MAPE ve 42.813 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Ridge, hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymakla birlikte ElasticNet ile gerçekleştirilen meta model % 5,1'lik MAPE ve 19.769 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

431 adet gözlemden oluşan 2 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde CatBoost, % 13'lük MAPE ve 55.589 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden hiçbiri, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen CatBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 11,8'lik MAPE ve 50.852 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

336 adet gözlemden oluşan 2 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 11,4'lük MAPE ve CatBoost, 52.250 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece CatBoost, XGBoost ve AdaBoost, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 10,3'lük MAPE ve AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model 49.172 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

134 adet gözlemden oluşan 2 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 8,1'lük MAPE ve 28.578 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul

değerleme açısında öncül modelerin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. MARS ile gerçekleştirilen meta model % 7,1'lik MAPE ve 24.708 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

52 adet gözlemden oluşan 2 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 4,3'lük MAPE ve 12.999 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA, ElasticNet ve MARS, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 3,5'lik MAPE ve 11.440 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

67 adet gözlemden oluşan 2 oda 5.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 6,1'lik MAPE ve 18.068 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 4,9'luk MAPE ve 14.032 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

1944 adet gözlemden oluşan 3 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 9,8'lik MAPE ve 50.565 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 9,5'lik MAPE ve 50.060 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını

sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

4527 adet gözlemden oluşan 3 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 12,7'lik MAPE ve 85.004 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece XGBoost, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 12'lik MAPE ve 83.191 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

91 adet gözlemden oluşan 3 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 7,9'luk MAPE ve 45.236 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 6,4'lük MAPE ve 38.320 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

979 adet gözlemden oluşan 4 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 13,2'lik MAPE ve 131.679 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin hiçbirisi, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 12,3'lük MAPE ve AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model 128.200 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

193 adet gözlemden oluşan 4 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde CatBoost, % 11,9'luk MAPE ve 86.750 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Lasso, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren CatBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. XGBoost ile gerçekleştirilen meta model % 10,1'lik MAPE ve RF ile gerçekleştirilen meta model 72.239 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

90 adet gözlemden oluşan 4 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 9,4'lük MAPE ve 60.706 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece CatBoost, Lasso ve Ridge, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. MARS ile gerçekleştirilen meta model % 6,7'lik MAPE ve 44.570 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

147 adet gözlemden oluşan 5 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 11,2'lik MAPE ve 83.706 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden sadece Lasso, Ridge ve CatBoost, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 8,3'lük MAPE ve 66.691 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

25 adet gözlemden oluşan 5 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 3,7'lik MAPE ve 23.368 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında

meta modellerden MARS ve ADABoost hariç tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 2,7'lik MAPE ve 19.242 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

75 adet gözlemden oluşan 5 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 7,3'lük MAPE ve 44.983 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden XGBoost ve RF hariç tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,1'lik MAPE ve 39.517 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

158 adet gözlemden oluşan 5 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 13,8'lik MAPE ve 143.694 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Lasso, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 10,5'lik MAPE ve 115.721 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

125 adet gözlemden oluşan 6 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 11,3'lük MAPE ve 101.679 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Ridge ve Lasso, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 7,9'luk MAPE ve 82.588 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir.

Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

25 adet gözlemden oluşan 7 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 3,1'lik MAPE ve 55.243 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece ÇDR, MARS, Lasso, Ridge ve ElasticNet, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç veren Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 2,3'lük MAPE ve 35.441 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

Çizelge 4.41. Mamak ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü

Veri Kümesi	Model	< %5	< %10	< %15	> %15
1 oda (38)	Elastic	0,71	0,95	0,97	0,03
2 oda - 1.k (431)	YSA	0,4	0,56	0,71	0,29
2 oda - 2.k (336)	YSA	0,43	0,62	0,77	0,23
2 oda - 3.k (134)	MARS	0,55	0,76	0,86	0,14
2 oda - 4.k (52)	YSA	0,81	0,92	1	0
2 oda - 5.k (67)	YSA	0,7	0,87	0,97	0,03
3 oda - 1.k (1944)	YSA	0,48	0,64	0,79	0,21
3 oda - 2.k (4527)	YSA	0,39	0,55	0,7	0,3
3 oda - 3.k (91)	ADA	0,58	0,76	0,85	0,15
4 oda - 1.k (979)	ADA	0,4	0,56	0,7	0,3
4 oda - 2.k (193)	RF	0,43	0,63	0,75	0,25
4 oda - 3.k (90)	MARS	0,64	0,82	0,89	0,11
5 oda - 1.k (147)	YSA	0,56	0,72	0,86	0,14
5 oda - 2.k (25)	YSA	0,84	0,92	0,96	0,04
5 oda - 3.k (75)	YSA	0,68	0,79	0,91	0,09
5 oda - 4.k (158)	ADA	0,44	0,67	0,76	0,24
6 oda (125)	YSA	0,56	0,7	0,83	0,17
7 oda (25)	YSA	0,88	0,92	1	0

Çizelge 4.40'da yer alan tüm metriklere ek olarak Çizelge 4.41'da görülmekte olduğu üzere en iyi sonuçların elde edildiği meta modellere ait yüzdelik dilimlerde mutlak hata oranların verilmektedir. Bu çerçevede 1 oda (38) veri kümesi için meta model ElasticNet'in tahminlerinin % 71'i, % 5'ten daha az, % 95'i, % 10'dan daha az, % 97'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 3'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir.

2 oda – 1.k (431) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 40'ı, % 5'ten daha az, % 56'sı, % 10'dan daha az, % 71'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 29'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 2.k (336) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 43'ü, % 5'ten daha az, % 62'si, % 10'dan daha az, % 77'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 23'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 3.k (134) veri kümesi için meta model MARS'ın tahminlerinin % 55'i, % 5'ten daha az, % 76'sı, % 10'dan daha az, % 86'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 14'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 4.k (52) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 81'i, % 5'ten daha az, % 92'si, % 10'dan daha az, % 100'ü, % 15'ten daha az mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 5.k (67) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 70'i, % 5'ten daha az, % 87'si, % 10'dan daha az, % 97'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 3'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 1.k (1944) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 48'i, % 5'ten daha az, % 64'ü, % 10'dan daha az, % 79'u, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 21'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 2.k (4527) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 39'u, % 5'ten daha az, % 55'i, % 10'dan daha az, % 70'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 30'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 3.k (91) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 58'i, % 5'ten daha az, % 76'sı, % 10'dan daha az, % 85'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 15'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 1.k (979) veri kümesi için meta model ADA'nın tahminlerinin % 40'ı, % 5'ten daha az, % 56'sı, % 10'dan daha az, % 70'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 30'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 2.k (193) veri kümesi için meta model RF'nin tahminlerinin % 43'ü, % 5'ten daha az, % 63ü, % 10'dan daha az, % 75'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 25'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 3.k (90) veri kümesi için meta model MARS'ın tahminlerinin % 64'ü, % 5'ten daha az, % 82'si, % 10'dan daha az, % 89'u, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 11'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda – 2.k (25) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 84'ü, % 5'ten daha az, % 92'si, % 10'dan daha az, % 96'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 6'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda – 3.k (75) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 68'i, % 5'ten daha az, % 79'u, % 10'dan daha az, % 91'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 9'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 6 oda (125) veri kümesi için meta

model YSA'nın tahminlerinin % 56'sı, % 5'ten daha az, % 70'i, % 10'dan daha az, % 83'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 17'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 7 oda (25) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 88'i, % 5'ten daha az, % 92'si, % 10'dan daha az, % 100'ü, % 15'ten daha az mutlak hata oranına sahiptir. Tüm bu sonuçlar neticesin de her iki çizelge sonuçlarına göre geliştirilen model mimarisinin tüm veri setleri kapsamında birçok veri seti için yüksek tahmin gücüne sahipken sadece birkaç veri seti için tatminkâr sonuçlar üretememiştir.

Çizelge 4.42. Mamak ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		MARS	ÇDR	Lasso	Ridge	ElasticNet	KNN	DVR	LGBM	RF	CatBoost	XGBoost	AdaBoost	YSA
1 Oda (38)	MAPE	8	4	5	1	2	10	12	13	11	6	3	9	7
	MAE	6	3	4	1	2	11	12	13	10	8	5	9	7
	Ortalama	*7*	*3,5*	*4,5*	*1*	*2*	*10,5*	*12*	*13*	*10,5*	*7*	*4*	*9*	*7*
2 Oda – 1. Küme (431)	MAPE	8	12	6	5	10	11	13	3	9	1	2	4	7
	MAE	10	12	5	4	7	11	13	3	8	1	2	6	9
	Ortalama	*9*	*12*	*5,5*	*4,5*	*8,5*	*11*	*13*	*3*	*8,5*	*1*	*2*	*5*	*8*
2 Oda – 2. Küme (336)	MAPE	8	7	11	10	12	9	13	4	5	2	1	3	6
	MAE	6	7	8	9	11	10	13	5	4	1	2	3	12
	Ortalama	*7*	*7*	*9,5*	*9,5*	*11,5*	*9,5*	*13*	*4,5*	*4,5*	*1,5*	*1,5*	*3*	*9*
2 Oda – 3. Küme (134)	MAPE	4	8	5	1	6	12	13	9	7	3	2	11	10
	MAE	4	11	5	1	6	12	13	10	7	3	2	8	9
	Ortalama	*4*	*9,5*	*5*	*1*	*6*	*12*	*13*	*9,5*	*7*	*3*	*2*	*9,5*	*9,5*
2 Oda – 4. Küme (52)	MAPE	8	2	1	3	5	7	12	13	10	6	4	9	11
	MAE	6	2	1	3	4	8	12	13	10	7	5	9	11
	Ortalama	*7*	*2*	*1*	*3*	*4,5*	*7,5*	*12*	*13*	*10*	*6,5*	*4,5*	*9*	*11*
2 Oda – 5. Küme (67)	MAPE	5	3	2	1	7	8	13	11	9	6	4	10	12
	MAE	5	3	2	1	6	8	13	11	9	7	4	10	12
	Ortalama	*5*	*3*	*2*	*1*	*6,5*	*8*	*13*	*11*	*9*	*6,5*	*4*	*10*	*12*
3 Oda – 1. Küme (1944)	MAPE	8	7	9	11	10	12	13	3	5	2	1	4	6
	MAE	8	7	9	11	10	12	13	3	5	2	1	4	6
	Ortalama	*8*	*7*	*9*	*11*	*10*	*12*	*13*	*3*	*5*	*2*	*1*	*4*	*6*
3 Oda – 2. Küme (4527)	MAPE	8	7	10	11	9	12	13	3	6	1	2	4	5
	MAE	7	8	9	10	11	12	13	3	6	2	1	4	5
	Ortalama	*7,5*	*7,5*	*9,5*	*10,5*	*10*	*12*	*13*	*3*	*6*	*1,5*	*1,5*	*4*	*5*
3 Oda – 3. Küme (91)	MAPE	9	6	1	2	4	11	13	7	12	5	3	8	10
	MAE	8	6	1	2	4	11	13	7	10	5	3	9	12
	Ortalama	*8,5*	*6*	*1*	*2*	*4*	*11*	*13*	*7*	*11*	*5*	*3*	*8,5*	*11*
4 Oda – 1. Küme (979)	MAPE	7	8	10	9	11	12	13	3	6	2	1	4	5
	MAE	7	11	8	10	9	12	13	3	5	1	2	4	6
	Ortalama	*7*	*9,5*	*9*	*9,5*	*10*	*12*	*13*	*3*	*5,5*	*1,5*	*1,5*	*4*	*5,5*
4 Oda – 2. Küme (193)	MAPE	10	8	3	4	9	11	13	6	12	1	2	7	5
	MAE	8	7	4	3	6	12	13	5	11	1	2	10	9
	Ortalama	*9*	*7,5*	*3,5*	*3,5*	*7,5*	*11,5*	*13*	*5,5*	*11,5*	*1*	*2*	*8,5*	*7*
4 Oda – 3. Küme (90)	MAPE	6	9	3	2	7	5	13	12	8	4	1	11	10
	MAE	8	11	3	2	5	6	13	10	7	4	1	9	12
	Ortalama	*7*	*10*	*3*	*2*	*6*	*5,5*	*13*	*11*	*7,5*	*4*	*1*	*10*	*11*
5 Oda – 1. Küme (147)	MAPE	10	7	1	2	9	11	13	6	8	3	4	5	12
	MAE	10	6	1	2	7	11	13	8	9	4	3	5	12
	Ortalama	*10*	*6,5*	*1*	*2*	*8*	*11*	*13*	*7*	*8,5*	*3,5*	*3,5*	*5*	*12*
5 Oda – 2. Küme (25)	MAPE	7	3	4	1	2	8	11	13	10	6	5	9	12
	MAE	7	3	4	1	2	8	12	13	9	6	5	10	11
	Ortalama	*7*	*3*	*4*	*1*	*2*	*8*	*11,5*	*13*	*9,5*	*6*	*5*	*9,5*	*11,5*
5 Oda – 3. Küme (75)	MAPE	6	7	2	1	5	11	13	8	9	3	4	10	12
	MAE	6	7	2	1	5	11	13	10	8	3	4	9	12
	Ortalama	*6*	*7*	*2*	*1*	*5*	*11*	*13*	*9*	*8,5*	*3*	*4*	*9,5*	*12*

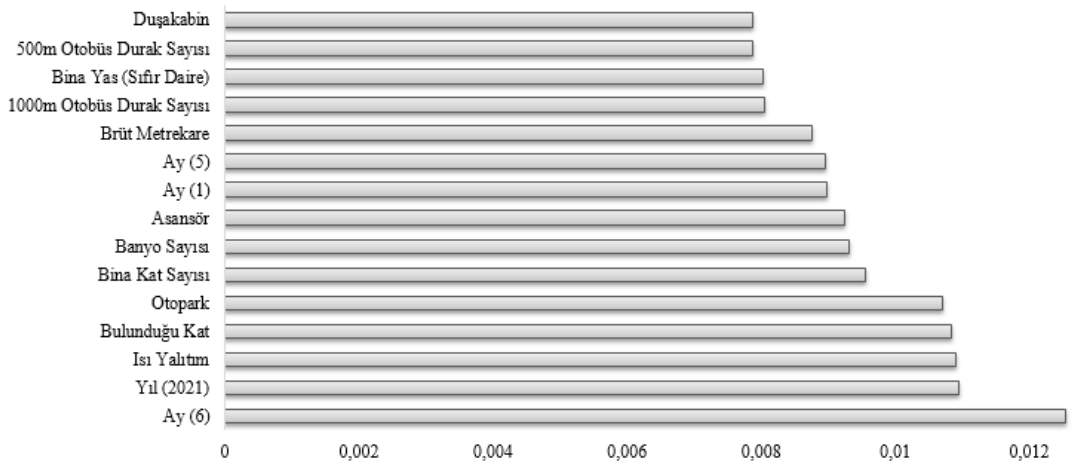
5 Oda – 4. Küme (158)	**MAPE**	10	11	1	5	8	12	13	4	7	3	2	6	9
	MAE	9	12	1	5	7	11	13	4	8	3	2	6	10
	Ortalama	***9,5***	***11,5***	***1***	***5***	***7,5***	***11,5***	***13***	***4***	***7,5***	***3***	***2***	***6***	***9,5***
6 Oda (125)	**MAPE**	10	8	2	1	5	12	13	6	9	3	4	7	11
	MAE	10	9	2	1	5	11	13	6	8	3	4	7	12
	Ortalama	***10***	***8,5***	***2***	***1***	***5***	***11,5***	***13***	***6***	***8,5***	***3***	***4***	***7***	***11,5***
7 Oda (25)	**MAPE**	4	3	5	1	2	8	12	13	10	7	6	11	9
	MAE	4	1	5	2	3	8	12	13	9	7	6	11	10
	Ortalama	***4***	***2***	***5***	***1,5***	***2,5***	***8***	***12***	***13***	***9,5***	***7***	***6***	***11***	***9,5***
Genel Ortalama		***7,36***	***6,83***	***4,31***	***3,89***	***6,47***	***10,19***	***12,75***	***7,69***	***8,22***	***3,67***	***2,92***	***7,36***	***9,33***

Çizelge 4.43. Mamak ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		ElasticNet	**MARS**	**AdaBoost**	**XGBoost**	**RF**	**YSA**
1 Oda (38)	**MAPE**	1	6	4	2	5	3
	MAE	1	4	5	3	6	2
	Ortalama	***1***	***5***	***4,5***	***2,5***	***5,5***	***2,5***
2 Oda – 1. Küme (431)	**MAPE**	6	5	3	2	4	1
	MAE	6	5	3	2	4	1
	Ortalama	***6***	***5***	***3***	***2***	***4***	***1***
2 Oda – 2. Küme (336)	**MAPE**	6	2	3	4	5	1
	MAE	4	6	1	5	3	2
	Ortalama	***5***	***4***	***2***	***4,5***	***4***	***1,5***
2 Oda – 3. Küme (134)	**MAPE**	1	2	6	4	5	3
	MAE	2	1	6	4	5	3
	Ortalama	***1,5***	***1,5***	***6***	***4***	***5***	***3***
2 Oda – 4. Küme (52)	**MAPE**	3	2	4	5	6	1
	MAE	3	2	4	5	6	1
	Ortalama	***3***	***2***	***4***	***5***	***6***	***1***
2 Oda – 5. Küme (67)	**MAPE**	1	3	4	6	5	2
	MAE	2	4	3	6	5	1
	Ortalama	***1,5***	***3,5***	***3,5***	***6***	***5***	***1,5***
3 Oda – 1. Küme (1944)	**MAPE**	2	3	6	4	5	1
	MAE	3	2	6	5	4	1
	Ortalama	***2,5***	***2,5***	***6***	***4,5***	***4,5***	***1***
3 Oda – 2. Küme (4527)	**MAPE**	4	2	5	3	6	1
	MAE	5	2	3	6	4	1
	Ortalama	***4,5***	***2***	***4***	***4,5***	***5***	***1***
3 Oda – 3. Küme (91)	**MAPE**	6	3	1	4	5	2
	MAE	5	3	1	4	6	2
	Ortalama	***5,5***	***3***	***1***	***4***	***5,5***	***2***
4 Oda – 1. Küme (979)	**MAPE**	6	3	2	4	5	1
	MAE	6	3	1	5	4	2
	Ortalama	***6***	***3***	***1,5***	***4,5***	***4,5***	***1,5***
4 Oda – 2. Küme (193)	**MAPE**	6	5	4	1	2	3
	MAE	5	6	2	3	1	4
	Ortalama	***5,5***	***5,5***	***3***	***2***	***1,5***	***3,5***
4 Oda – 3. Küme (90)	**MAPE**	6	1	5	3	2	4
	MAE	6	1	2	4	3	5
	Ortalama	***6***	***1***	***3,5***	***3,5***	***2,5***	***4,5***
5 Oda – 1. Küme (147)	**MAPE**	6	5	3	2	4	1
	MAE	6	5	3	2	4	1
	Ortalama	***6***	***5***	***3***	***2***	***4***	***1***
5 Oda – 2. Küme (25)	**MAPE**	3	5	6	1	4	2
	MAE	3	5	6	2	4	1
	Ortalama	***3***	***5***	***6***	***1,5***	***4***	***1,5***
5 Oda – 3. Küme (75)	**MAPE**	3	4	2	6	5	1
	MAE	3	2	4	6	5	1
	Ortalama	***3***	***3***	***3***	***6***	***5***	***1***
5 Oda – 4. Küme (158)	**MAPE**	5	3	2	4	6	1
	MAE	4	3	2	6	5	1
	Ortalama	***4,5***	***3***	***2***	***5***	***5,5***	***1***
6 Oda (125)	**MAPE**	5	4	2	3	6	1
	MAE	3	5	2	4	6	1
	Ortalama	***4***	***4,5***	***2***	***3,5***	***6***	***1***
7 Oda (25)	**MAPE**	3	2	4	5	6	1
	MAE	2	3	4	5	6	1

Ortalama	***2,5***	***2,5***	***4***	***5***	***6***	***1***
Genel Ortalama	***3,94***	***3,39***	***3,44***	***3,89***	***4,64***	***1,69***

Mamak ilçesi kapsamında genel model performansları Çizelge 4.42 ve Çizelge 4.43'de gösterilmektedir. Bu çizelgelerden görülebileceği üzere öncül modeller içerisinde tüm veri seti kapsamında en iyi model 2,92 ortalama sıralama puanı ile XGBoost olurken meta modeller açısından ise 1,69 ortalama sıralama puanı ile YSA en iyi performans gösteren modeller olmuştur. Her ne kadar her bir veri seti kapsamında farkı modeller daha iyi sonuçlar sergilemiş olsalar da eğer Mamak ilçesi kapsamında tek bir öncül model veya tek bir meta model seçilmesi gerekir ise bu modellerin seçilmesi uygun olacaktır.



Şekil 4.10. Mamak ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler

Şekil 4.10'da Mamak ilçesi kapsamında oluşturulan tüm veri kümeleri ve tüm öncül modeller için özellik seçimi sonrasında en çok kullanılan ilk 15 değişkene ait kullanım oranları sunulmaktadır. Burada oluşturulan sıralama modelleme esnasında özellik seçim aşamasında en çok seçilen özelliklere göre yapılan bir sıralama ile elde edilmiştir. Bu neticede Şekil 4.10'da da görülmekte olduğu üzere Ay(6) değişkeni modellerin oluşturulmasında en çok seçilen özellik iken sırasıyla Yıl(2021), Isı Yalıtım ve Bulunduğu Kat gibi özellikler bu özelliklerin hemen ardından gelmektedir. Ayrıca burada da diğer ilçelerde olduğu gibi Ay (6), Ay (1), Ay (5) ve Yıl (2021) gibi zaman değişkenlerinin varlığı tahmin edilebileceği gibi çok dalgalı olan bir periyot kapsamında zaman kavramının önemini ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.44. Polatlı ilçesine ait tüm model sonuçları

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 Oda (94)	MARS	0,183	61632	1,04	18,09	0,152	75788	***1,02***	***13,12***	0,204	101392	1,07	20,19	0,145	63362	***1,02***	18,48	0,207	126406	1,08	22,62	0,178	85716	1,05	18,5
	ÇDR	0,172	46774	1,05	17,23	0,157	75116	***1***	21,64	0,107	64390	***1,01***	***10,36***	0,17	68832	1,03	16,67	0,179	116196	1,05	19,17	0,157	74262	1,03	17,01
	Lasso	**0,086**	**25791**	***1***	***12,17***	**0,068**	**29040**	***1***	***7,65***	**0,038**	**20980**	***1***	***4,82***	**0,046**	**18615**	***1***	***4,63***	**0,078**	**61630**	1,04	***7,28***	**0,063**	**31211**	***1,01***	***7,31***
	Ridge	0,111	33009	***1***	***11,06***	0,087	41079	***1***	***13,92***	0,059	37365	***1,01***	***8,11***	0,106	43586	***1,02***	***10,58***	0,111	64155	1,03	11,27	0,095	43839	***1,01***	***10,99***
	ElasticNET	0,15	116826	1,03	***14,81***	0,111	160690	1,05	***11,43***	0,154	113994	***1,02***	***13,71***	0,1	91584	***1,02***	***9,63***	0,089	97416	***1***	***9,31***	0,121	116102	***1,02***	***11,78***
	KNN	0,27	82342	1,07	27,36	0,24	111671	1,05	27,97	0,217	131263	1,07	25,73	0,142	64289	***1,02***	21,62	0,222	130278	1,06	22,19	0,218	103969	1,05	24,97
	DVR	0,488	141326	1,1	23,33	0,2	119878	1,09	22,32	0,291	189827	1,13	32,99	0,242	107454	1,09	26,71	0,243	184563	1,13	26,26	0,293	148610	1,11	26,32
	LGBM	0,243	95032	1,1	25,15	0,2	100388	1,06	21,44	0,162	109779	1,05	16,69	0,19	83501	1,06	20,56	0,187	128359	1,08	18,63	0,196	103412	1,07	20,49
	RF	0,292	84551	1,08	19,58	0,176	79485	1,06	16,98	0,228	143775	1,09	27,13	0,209	78931	1,05	20,79	0,206	141927	1,11	22,45	0,222	105734	1,08	21,39
	CatBoost	0,169	49680	1,05	15,55	0,115	53641	***1,02***	18,33	0,171	113885	1,08	20,81	0,176	69916	1,05	18,87	0,184	133767	1,1	20,75	0,163	84178	1,06	18,86
	XGBoost	0,146	44482	1,05	***14,43***	0,118	53303	***1,02***	17,01	0,121	78418	1,04	15,96	0,135	61045	***1,02***	17,27	0,18	130642	1,08	25,06	0,14	73578	1,04	17,95
	AdaBoost	0,193	54544	1,07	19,3	0,213	101684	1,04	25,87	0,226	141789	1,07	31,37	0,264	117342	1,03	36,07	0,267	181478	1,09	27,07	0,233	119367	1,06	27,94
	YSA	0,154	54302	1,04	***13,32***	0,163	99625	1,06	16,07	0,197	129715	1,08	22,84	0,235	107023	1,08	23,27	0,185	144477	1,09	23,81	0,187	107028	1,07	19,86
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,093	31945	***0,99***	***9,04***	0,045	22352	***1***	***5,34***	0,039	22692	***1***	***4,97***	0,068	26625	***1***	***8,57***	0,073	54715	1,04	***7,98***	0,064	31666	***1,01***	***7,18***
	MARS	0,075	24367	***1,02***	***7,41***	0,059	26711	***1***	***6,38***	0,031	17779	***1***	***3,98***	0,056	21254	***1,01***	***6,73***	0,063	51903	***1,03***	***7,89***	0,057	28403	***1,01***	***6,48***
	AdaBoost	0,07	23004	***1,01***	***8,09***	**0,046**	**21847**	***1***	***7,09***	0,035	17745	***1,01***	***5,21***	0,054	21900	***1***	***7,29***	**0,056**	**45287**	***1,03***	***6,83***	**0,052**	**25957**	***1,01***	***6,9***
	XGBoost	0,076	26670	***1,01***	***7,58***	0,053	24820	***1***	***8,38***	0,037	20870	***1***	***3,57***	0,056	22081	***1,01***	***5,92***	0,065	54384	1,04	***7,96***	0,057	29765	***1,01***	***6,68***
	RF	0,088	27587	***1,02***	***9,18***	0,06	27893	***1***	***7,66***	0,032	18783	***1,01***	***3,88***	0,067	25287	***1,01***	***6,65***	0,08	62269	1,04	***9,26***	0,065	32364	***1,02***	***7,33***
	YSA	**0,069**	**22482**	***1,01***	***7,15***	0,056	23834	***1***	***7,2***	**0,026**	**16409**	***1***	***2,38***	**0,052**	**19654**	***1***	***5,26***	0,068	52006	***1,03***	***7,68***	0,054	26877	***1,01***	***5,93***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
4 Oda (58)	MARS	0,184	135097	1,03	17,03	0,146	192923	1,05	18,65	0,171	143794	1,03	19,18	0,114	103711	***1,02***	***11,46***	0,12	117009	***1***	16,64	0,147	138507	1,03	16,59
	ÇDR	0,164	121198	***1,02***	16,52	0,132	187302	1,04	***13,66***	0,253	191895	1,08	25,74	0,209	156820	1,03	23,11	0,15	162474	***1,02***	***14,51***	0,182	163938	1,04	18,71
	Lasso	**0,08**	68643	***1,02***	***8,3***	**0,093**	130960	1,04	***10***	0,122	89231	***1,01***	***8,47***	0,115	96883	***1***	***10,4***	**0,043**	**43391**	***1***	***4,32***	**0,091**	85822	***1,01***	***8,3***
	Ridge	0,089	74669	***1,02***	***9,26***	0,114	111935	***1,02***	***11,17***	**0,106**	**81070**	***1,02***	***13,01***	**0,083**	70097	***1***	***9,07***	0,068	83137	***0,99***	***7,16***	0,092	**84182**	***1,01***	***9,93***
	ElasticNET	0,156	**47305**	1,05	***12,9***	0,143	**64922**	***1,02***	23,39	0,13	83609	1,04	***13,77***	0,169	**62957**	***1,03***	17,1	0,167	108106	1,06	17,32	0,153	73380	1,04	16,9
	KNN	0,202	141708	***1,02***	15,5	0,176	254583	1,05	19,7	0,31	262833	1,09	21,68	0,203	151354	1,03	***13,74***	0,137	129833	***1,02***	***14,37***	0,206	188062	1,04	17
	DVR	0,317	217966	1,05	***13,98***	0,289	415599	1,1	21,32	0,345	278992	1,11	19,63	0,176	134155	1,05	18,02	0,21	246145	1,06	21,86	0,267	258571	1,07	18,96
	LGBM	0,135	112240	1,04	***13,09***	0,17	270750	1,09	17,04	0,237	259951	1,12	21,86	0,154	136824	1,05	18,74	0,167	165020	1,03	16,84	0,173	188957	1,07	17,51
	RF	0,185	136129	1,04	15,82	0,187	270152	1,08	16,54	0,232	182813	1,06	17,56	0,102	87688	***1,02***	***9,45***	0,083	83742	***1,02***	***11,97***	0,158	152105	1,04	14,27
	CatBoost	0,109	86884	***1,03***	***12,39***	0,135	205403	1,06	***12,31***	0,151	124036	1,04	17,05	0,124	109331	***1,02***	***9,33***	0,055	52891	***1,02***	***5,84***	0,115	115709	***1,03***	***11,38***
	XGBoost	0,102	82474	***1,02***	***12,72***	0,094	147648	1,04	***10,04***	0,131	107930	***1,03***	***13,4***	0,081	62011	***1,01***	***9,59***	0,088	81006	***1,01***	***14,23***	0,099	96214	***1,02***	***12***
	AdaBoost	0,18	139000	1,04	17,83	0,15	208056	1,05	***14,92***	0,238	189667	1,06	17,64	0,189	183472	1,03	27,09	0,152	184000	0,98	16,11	0,182	180839	1,03	18,72
	YSA	0,22	157364	1,04	***14,84***	0,262	385898	1,09	20,03	0,274	247419	1,1	19,92	0,164	150797	1,04	15,48	0,234	275392	1,06	21,81	0,231	243374	1,07	18,42
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	**0,074**	**60071**	***1,01***	***7,9***	0,086	106085	***1,03***	***8,61***	0,092	68643	***1,01***	***13,84***	0,094	76235	***1,01***	***10,7***	0,051	51583	***1***	***6,03***	0,079	72523	***1,01***	***9,42***
	MARS	0,084	73378	***1,03***	***8,47***	**0,083**	**77884**	***1,01***	***8,18***	0,081	58544	***1,02***	***13,49***	0,082	65634	***1***	***8,16***	**0,036**	**40210**	***0,99***	***4,27***	0,073	**63130**	***1,01***	***8,51***

AdaBoost	0,074	65737	***1,03***	***7,6***	0,091	140639	1,05	***9***	0,08	58410	***1,02***	***6,74***	0,07	58056	***1***	***6,72***	0,04	43978	***1***	***4,92***	**0,071**	73364	***1,02***	***7***
XGBoost	0,091	77381	***1,02***	***8,07***	0,103	157999	1,05	***13,87***	0,089	71684	***1,02***	***7,86***	**0,06**	**52934**	***1***	***6,34***	0,04	42221	***1***	***3,99***	0,077	80444	***1,02***	***8,03***
RF	0,085	72988	***1,02***	***7,81***	0,103	166098	1,06	***10,12***	0,111	83829	***1,03***	***9,35***	0,073	64760	***1***	***7,05***	0,047	49120	***0,99***	***6,55***	0,084	87359	***1,02***	***8,18***
YSA	0,076	67776	***1,02***	***8,16***	0,091	112678	***1,03***	***9,13***	**0,074**	**57317**	1,01	8,59	0,076	65275	***1***	***7,58***	0,045	51380	***0,99***	***5,99***	0,072	70885	***1,01***	***7,89***

Çizelge 4.44'te görülmekte olduğu üzere Polatlı ilçesi 2 farklı veri kümesinden oluşmaktadır. 94 adet gözlemden oluşan 3 oda kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 6,3'lük MAPE ve 31.211 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Lasso, ElasticNet ve Ridge, hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden ElasticNet ve RF hariç tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymakla birlikte AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 5,2'lik MAPE ve 25.957 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

58 adet gözlemden oluşan 4 oda kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 9,1'lik MAPE ve Ridge, 84.182 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Lasso, Ridge, CatBoost ve XGBoost, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 7,1'lik MAPE ve MARS ile gerçekleştirilen meta model 63.130 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

Çizelge 4.45. Polatlı ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü

Veri Kümesi	Model	< %5	< %10	< %15	> %15
3 oda (94)	ADA	0,68	0,88	0,95	0,05
4 oda (58)	ADA	0,62	0,69	0,84	0,16

Çizelge 4.44'te yer alan tüm metriklere ek olarak Çizelge 4.45'de görülmekte olduğu üzere en iyi sonuçların elde edildiği meta modellere ait yüzdelik dilimlerde mutlak hata oranların verilmektedir. Bu çerçevede 3 oda (94) veri kümesi için meta model AdaBoost'un tahminlerinin % 68'i, % 5'ten daha az, % 88'i, % 10'dan daha az, % 95'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 5'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda (58) veri kümesi için meta model AdaBoost'un tahminlerinin % 62'i, % 5'ten daha az, % 69'u, % 10'dan daha az, % 84'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece %

16'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. Tüm bu sonuçlar neticesin de her iki çizelge sonuçlarına göre geliştirilen model mimarisinin tüm veri setleri kapsamında yüksek tahmin gücüne sahip olduğu görülmektedir.

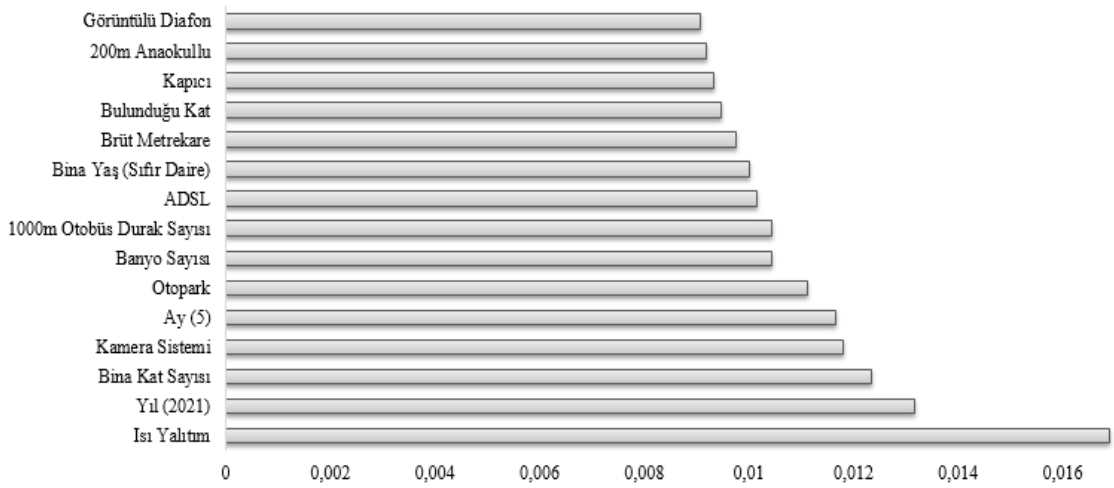
Çizelge 4.46. Polatlı ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		MARS	ÇDR	Lasso	Ridge	ElasticNet	KNN	DVR	LGBM	RO	CatBoost	XGBoost	AdaBoost	YSA
3 Oda (94)	MAPE	7	5	1	2	3	10	13	9	11	6	4	12	8
	MAE	6	4	1	2	11	8	13	7	9	5	3	12	10
	Ortalama	***6,5***	***4,5***	***1***	***2***	***7***	***9***	***13***	***8***	***10***	***5,5***	***3,5***	***12***	***9***
4 Oda (58)	MAPE	5	9	1	2	6	11	13	8	7	4	3	10	12
	MAE	6	8	3	2	1	10	13	11	7	5	4	9	12
	Ortalama	***5,5***	***8,5***	***2***	***2***	***3,5***	***10,5***	***13***	***9,5***	***7***	***4,5***	***3,5***	***9,5***	***12***
Genel Ortalama		***6***	***6,5***	***1,5***	***2***	***5,25***	***9,75***	***13***	***8,75***	***8,5***	***5***	***3,5***	***10,75***	***10,5***

Çizelge 4.47. Polatlı ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		ElasticNet	MARS	AdaBoost	XGBoost	RO	YSA
3 Oda (94)	MAPE	5	3	1	4	6	2
	MAE	5	3	1	4	6	2
	Ortalama	***5***	***3***	***1***	***4***	***6***	***2***
4 Oda (58)	MAPE	5	3	1	4	6	2
	MAE	3	1	4	5	6	2
	Ortalama	***4***	***2***	***2,5***	***4,5***	***6***	***2***
Genel Ortalama		***3,5***	***2,5***	***1,75***	***4,25***	***6***	***2***

Polatlı ilçesi kapsamında genel model performansları Çizelge 4.46 ve Çizelge 4.47'de gösterilmektedir. Bu çizelgelerden görülebileceği üzere öncül modeller içerisinde tüm veri seti kapsamında en iyi model 1,5 ortalama sıralama puanı ile Lasso olurken meta modeller açısından ise 1,75 ortalama sıralama puanı ile AdaBoost en iyi performans gösteren modeller olmuştur. Her ne kadar her bir veri seti kapsamında farkı modeller daha iyi sonuçlar sergilemiş olsalar da eğer Polatlı ilçesi kapsamında tek bir öncül model veya tek bir meta model seçilmesi gerekir ise bu modellerin seçilmesi uygun olacaktır.



Şekil 4.11. Polatlı ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler

Şekil 4.11'de Polatlı ilçesi kapsamında oluşturulan tüm veri kümeleri ve tüm öncül modeller için özellik seçimi sonrasında en çok kullanılan ilk 15 değişkene ait kullanım oranları sunulmaktadır. Burada oluşturulan sıralama modelleme esnasında özellik seçim aşamasında en çok seçilen özelliklere göre yapılan bir sıralama ile elde edilmiştir. Bu neticede Şekil 4.10'da da görülmekte olduğu üzere Isı Yalıtım değişkeni modellerin oluşturulmasında en çok seçilen özellik iken sırasıyla Yıl(2021), Bina Kat ve Kamere Sistemi gibi özellikler bu özelliklerin hemen ardından gelmektedir. Ayrıca burada da diğer ilçelerde olduğu gibi Ay (5) ve Yıl (2021) gibi zaman değişkenlerinin varlığı tahmin edilebileceği gibi çok dalgalı olan bir periyot kapsamında zaman kavramının önemini ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.48. Pursaklar ilçesine ait tüm model sonuçları

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda (126)	MARS	0,127	50329	***1,01***	***12,28***	0,163	86664	***1***	16,8	0,197	117269	1,05	19,93	0,089	37183	***1***	***8,63***	0,16	107187	1,07	15,84	0,147	79726	1,03	***14,7***
	ÇDR	0,162	65387	***1***	23,4	0,172	91555	***1,01***	17,22	0,221	103536	1,08	22,03	0,162	63147	***1,02***	15,67	0,208	122159	1,06	23,16	0,185	89157	1,03	20,3
	Lasso	0,085	31774	***1,01***	***11,96***	**0,063**	**28320**	***1***	***6,74***	**0,081**	**37941**	***1***	***7,3***	0,185	71487	***1,01***	18,27	**0,09**	**39108**	***1,01***	***9,25***	**0,101**	**41726**	***1,01***	***10,7***
	Ridge	0,072	29513	***1,01***	***11,48***	0,115	56330	***1,01***	***11,57***	0,12	51706	1,03	***11,4***	**0,085**	**36665**	***1***	***10,73***	0,109	58847	***1,02***	***11,62***	0,1	46612	***1,01***	***11,36***
	ElasticNET	0,118	51261	***1,01***	***11,41***	0,169	86172	1,02	16,84	0,158	80891	1,06	18,52	0,142	57617	0,99	17,88	0,17	105607	1,04	16,02	0,151	76310	***1,02***	16,13
	KNN	0,266	102827	1,04	23,4	0,182	108027	1,07	19,53	0,255	144360	1,12	23,4	0,235	83800	1,06	21,31	0,253	174500	1,09	23,68	0,238	122703	1,08	22,26
	DVR	0,34	104960	1,09	29,74	0,269	145796	1,13	28,41	0,347	158216	1,19	34,93	0,386	127180	1,12	38,47	0,309	187415	1,16	32,05	0,33	144713	1,14	32,72
	LGBM	0,123	49670	***1,03***	***14,82***	0,126	62777	***1,02***	***13,88***	0,219	116262	1,08	21,82	0,197	74016	1,06	22,24	0,19	114998	1,03	18,63	0,171	83545	1,04	18,28
	RF	0,163	58987	***1,03***	***14,02***	0,149	74120	1,05	15,16	0,222	118213	1,11	20,44	0,205	65925	1,06	17,3	0,175	117514	1,07	15,55	0,183	86952	1,06	16,49
	CatBoost	0,088	34463	***1,02***	***8,91***	0,108	55750	***1,02***	***11,22***	0,157	96483	1,09	19,61	0,135	46229	***1,03***	***11,6***	0,133	85199	1,06	***13,28***	0,124	63625	1,04	***12,92***
	XGBoost	**0,069**	**26611**	***1,01***	***7,94***	0,099	51002	***1,01***	***10,21***	0,147	96519	1,07	15,75	0,148	48530	1,04	14,9	0,14	94572	1,06	***13,79***	0,121	63447	1,04	***12,52***
	AdaBoost	0,144	54250	***1,02***	***12,36***	0,227	123110	1,06	22,59	0,22	126195	1,12	22,25	0,179	60789	1,06	18	0,157	103616	1,05	***13,8***	0,185	93592	1,06	17,8
	YSA	0,134	53154	1,03	***13,27***	0,128	89955	1,06	***13,01***	0,187	108097	1,11	19,49	0,167	56621	1,04	16,56	0,18	127788	1,08	18,05	0,159	87123	1,06	16,08
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,068	26684	***1,01***	***12,52***	0,071	36047	***1***	***6,91***	0,071	32818	***1,01***	***6,88***	0,125	49153	***1,01***	***13,33***	**0,069**	34999	***1,02***	***7,74***	0,081	35940	***1,01***	***9,48***
	MARS	0,063	24991	***1,01***	***12,43***	0,076	41049	***1***	***8,41***	0,071	28408	***1,02***	***6,7***	0,111	46032	***1***	***11,04***	0,069	35289	***1,02***	***7,87***	0,078	35154	***1,01***	***9,29***
	AdaBoost	**0,051**	**19499**	***1,01***	***5,09***	0,076	36246	***1,01***	***9,84***	0,086	34669	***1,02***	***7,7***	0,105	44648	***1***	***10,57***	0,084	49958	***1,02***	***9,36***	0,08	37004	***1,01***	***8,51***
	XGBoost	0,06	23624	***1,01***	***7,69***	0,079	38946	***1***	***7,83***	0,092	39532	***1,02***	***8,8***	0,1	40635	***1***	***9,94***	0,087	52189	***1,03***	***8,65***	0,084	38985	***1,01***	***8,58***
	RF	0,059	22160	***1,01***	***6,7***	0,075	37430	***1,01***	***7,25***	0,091	37852	***1,03***	***9,17***	**0,092**	**37959**	***1***	***8,86***	0,085	45387	***1,03***	***9,67***	0,08	36158	***1,02***	***8,33***
	YSA	0,058	22183	***1,01***	***8,37***	**0,058**	**30495**	***1***	***6,34***	**0,056**	**27384**	***1,01***	***5,63***	0,11	42145	***1,01***	***13,17***	0,071	**34818**	***1,02***	***8,18***	**0,071**	**31405**	***1,01***	***8,34***

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 Oda – 1. Küme (1526)	MARS	0,122	72513	***1,02***	***14,07***	0,168	120589	1,04	16,54	0,144	118022	1,04	***14,57***	0,117	70391	***1,02***	***12,02***	0,117	93864	***1,03***	***11,7***	0,134	95076	***1,03***	***13,78***
	ÇDR	0,113	68342	***1,02***	***13,89***	0,129	96836	***1,02***	***12,26***	0,14	112774	1,04	***14,85***	0,119	74018	***1,02***	***13,46***	0,119	100197	***1,02***	***11,93***	0,124	90433	***1,02***	***13,28***
	Lasso	0,123	73586	***1,01***	***13,16***	0,123	87558	***1,02***	***11,64***	0,139	109818	***1,03***	***13,9***	0,119	73037	***1,01***	***12,14***	0,115	92849	***1,03***	***11,46***	0,124	87370	***1,02***	***12,46***
	Ridge	0,125	73741	***1,01***	***14,11***	0,123	88040	***1,02***	***11,89***	0,132	109320	1,04	***13,3***	0,118	72075	***1,01***	***11,97***	0,115	92943	***1,03***	***11,51***	0,123	87224	***1,02***	***12,56***
	ElasticNET	0,123	72789	***1,01***	***13,6***	0,122	87016	***1,02***	***11,69***	0,131	108337	1,04	***13,38***	0,117	72852	***1,01***	***12,24***	0,115	93123	***1,03***	***11,64***	0,122	86823	***1,02***	***12,51***
	KNN	0,167	98706	1,04	19,21	0,142	104422	1,03	***14,22***	0,181	137499	1,06	18,21	0,147	85972	1,03	***14,51***	0,158	131853	***1,03***	17,58	0,159	111690	1,04	16,75
	DVR	0,275	139327	1,06	20,94	0,184	142936	1,06	18,84	0,273	200181	1,12	27,28	0,209	115425	1,06	20,52	0,233	210127	1,06	20,19	0,235	161599	1,07	21,55
	LGBM	0,079	45833	***1,01***	***8,65***	0,085	60435	***1,02***	***8,66***	0,11	94866	1,04	***11,64***	0,079	46563	***1,02***	***8,24***	0,092	74388	***1,01***	***9,5***	0,089	64417	***1,02***	***9,34***
	RF	0,109	58531	***1,02***	***11,59***	0,108	73762	***1,03***	***10,9***	0,123	101526	1,05	***12,78***	0,109	59080	***1,03***	***10,57***	0,11	90184	***1,03***	***10,63***	0,112	76617	***1,03***	***11,29***
	CatBoost	0,076	43213	***1,01***	***9,21***	0,083	58224	***1,02***	***8,25***	**0,101**	**85988**	1,03	***10,45***	0,08	47135	***1,02***	***8,08***	0,092	72926	***1,02***	***9,38***	0,086	61497	***1,02***	***9,07***
	XGBoost	**0,076**	**42713**	***1,01***	***8,6***	**0,081**	**56619**	***1,02***	***8,63***	0,104	87359	1,04	***10,84***	**0,075**	**43578**	***1,02***	***8,37***	**0,089**	**72569**	***1,02***	***9,03***	**0,085**	**60568**	***1,02***	***9,09***
	AdaBoost	0,101	52843	***1,02***	***9,88***	0,095	64404	***1,02***	***9,68***	0,12	97923	1,05	***12,42***	0,089	47971	***1,03***	***9,69***	0,104	84808	***1,02***	***10,77***	0,102	69590	***1,03***	***10,49***
	YSA	0,11	67447	***1,02***	***12,88***	0,117	85151	***1,02***	***11,74***	0,132	114047	1,04	***13,23***	0,108	70556	***1,01***	***11,56***	0,118	97269	***1,03***	***11,79***	0,117	86894	***1,02***	***12,24***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,078	44811	***1,01***	***9,35***	0,086	61374	***1,01***	***8,07***	0,101	85268	***1,03***	***10,24***	0,077	45936	***1,01***	***7,62***	0,09	72014	***1,01***	***9,03***	0,086	61881	***1,01***	***8,86***
	MARS	0,077	43966	***1,01***	***9,5***	0,084	61200	***1,01***	***7,83***	0,1	84924	***1,03***	***10,49***	0,076	47045	***1,01***	***8,23***	0,093	73627	***1,01***	***9,78***	0,086	62152	***1,01***	***9,17***

	AdaBoost	0,077	43836	1,01	7,66	0,082	57591	1,01	7,83	0,103	86736	1,04	10,45	0,076	44901	1,02	7,59	0,094	75788	1,02	10,53	0,086	61770	1,02	8,81
	XGBoost	0,077	44098	1,01	7,97	0,083	59010	1,01	7,76	0,101	86085	1,03	10,27	0,074	45016	1,01	7,65	0,096	78577	1,01	9,81	0,086	62557	1,01	8,69
	RF	0,078	44678	1,01	8,17	0,085	60170	1,01	7,86	0,102	86054	1,04	10,46	0,074	43079	1,01	7,62	0,092	73846	1,02	9,52	0,086	61565	1,02	8,73
	YSA	**0,07**	**39789**	1,01	7,58	**0,075**	**53123**	1,02	7,82	**0,099**	**84776**	1,04	10,44	**0,067**	**41035**	1,01	7,21	**0,085**	**68813**	1,02	8,68	**0,079**	**57507**	1,02	8,35
3 Oda – 2. Küme (12)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,24	61923	1,05	20,48	0,099	32692	1,01	9,21	0,088	40000	1	7,37	0,008	4044	1	0,77	0,046	22141	1,01	7,49	0,096	32160	1,01	9,06
	ÇDR	0,092	23366	1,02	8,57	0,034	10989	1	3,28	0,005	2430	1	0,54	0,021	11166	1,01	2,08	0,084	40245	1	11,01	0,047	17639	1,01	5,1
	Lasso	0,083	21488	1,02	7,48	0,027	8977	1	2,6	0,044	19872	1	4,58	0,001	612	1	0,03	0,077	37855	1,01	3,48	0,046	17761	1,01	3,63
	Ridge	0,089	22617	1,02	8,32	0,015	5028	1	1,56	0,026	11939	1	2,47	0,004	2367	1	0,45	0,055	26407	0,99	5,9	0,038	13672	1	3,74
	ElasticNET	**0,002**	**544**	1	0,2	**0,003**	**986**	1	0,3	**0,001**	**349**	1	0,07	**0,002**	**987**	1	0,18	0,045	22271	1	4,46	**0,011**	**5027**	1	1,04
	KNN	0,288	78500	1,05	18,64	0,132	46000	1,01	6,56	0,08	37250	1	5,05	0,285	210750	1	0,87	0,223	155562	1,09	14,52	0,202	105612	1,03	9,13
	DVR	0,529	149650	1,06	24,6	0,335	117460	1,02	12,66	0,049	24610	1	5,05	0,314	274235	1,09	29,55	0,219	172125	1,09	14,98	0,289	147616	1,05	17,37
	LGBM	0,772	224800	1,07	26,67	0,514	182800	1,02	13,58	0,112	51400	1	7,37	0,291	260600	1,09	31,59	0,146	130000	1,09	15,1	0,367	169920	1,05	18,86
	RF	0,328	88225	1,05	21,77	0,181	63323	1,01	7,64	0,006	3018	1	0,58	0,11	97885	1,02	8,53	0,05	44347	1,03	5	0,135	59360	1,02	8,7
	CatBoost	0,299	76471	1,06	24,48	0,033	11260	1	2,43	0,001	441	1	0,1	0,001	311	1	0,06	0,015	7177	1	2,04	0,07	19132	1,01	5,82
	XGBoost	0,124	32094	1,03	10,95	0,004	1390	1	0,42	0,001	501	1	0,09	0,001	482	1	0,09	**0,003**	**1507**	1	0,6	0,027	7195	1,01	2,43
	AdaBoost	0,507	136650	1,08	29,99	0,359	122500	1,02	18,18	0,029	13000	1	2,82	0,009	4500	1	0,86	0,049	24312	1	4,92	0,191	60192	1,02	11,35
	YSA	0,445	130474	1,04	17,8	0,262	94144	1,01	6,68	0,13	59204	0,99	12,37	0,336	282973	1,07	24,46	0,184	149629	1,08	19,28	0,271	143285	1,04	16,12
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	**0,014**	**5010**	1	1,39	0,009	3565	1	0,86	0,003	1449	1	0,29	0,002	1036	1	0,18	0,007	3805	1	1,09	0,007	2973	1	0,76
	MARS	0,125	32400	1,03	10,96	0,011	3523	1	0,88	0,005	2153	1	0,18	0,004	2297	1	0,37	**0,012**	**6136**	1	1,17	0,031	9302	1,01	2,71
	AdaBoost	0,137	35000	1,03	12,44	0,108	35000	0,98	11,88	0,018	8000	1	1,75	0,009	4500	1	0,86	0,032	15250	1	4,75	0,061	19550	1	6,34
	XGBoost	0,136	34761	1,03	12,36	0,107	35442	0,98	11,57	0,001	405	1	0,06	0,011	6385	1	0,77	0,034	17923	1	4,76	0,058	18983	1	5,9
	RF	0,204	54175	1,04	15,46	**0,001**	**418**	1	0,05	0,005	2315	1	0,46	0,061	51400	1,01	2,92	0,039	29580	1,02	3,85	0,062	27578	1,01	4,55
	YSA	0,044	11684	1,01	4,31	0,001	434	1	0,11	**0**	**226**	1	0,05	**0,001**	**950**	1	0,1	0,027	13711	1	3,48	**0,015**	**5401**	1	1,61
4 Oda – 0. Küme (850)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,122	139363	1,02	12,11	0,107	154239	1,02	10,62	0,126	161575	1,02	12,86	0,1	141555	1,01	9,88	0,108	188882	1,02	10,84	0,113	157123	1,02	11,26
	ÇDR	0,127	151757	1,02	14,35	0,116	169673	1,01	11,87	0,129	164594	1,03	13,3	0,107	149577	1,02	10,7	0,119	205236	1,02	11,84	0,12	168167	1,02	12,41
	Lasso	0,136	158195	1,02	14,18	0,121	167894	1,02	11,85	0,119	156524	1,02	12,33	0,109	150740	1,01	10,63	0,111	194435	1,02	11,14	0,119	165558	1,02	12,03
	Ridge	0,135	158165	1,02	14,17	0,12	166138	1,02	11,6	0,122	154330	1,03	11,96	0,108	149641	1,01	10,42	0,111	192497	1,02	11,11	0,119	164154	1,02	11,85
	ElasticNET	0,136	159688	1,02	14,42	0,124	174453	1,02	12,09	0,118	154969	1,02	11,93	0,105	149524	1,01	10,2	0,106	188608	1,02	10,66	0,118	165448	1,02	11,86
	KNN	0,151	159927	1,03	13,61	0,124	188850	1,02	13,44	0,153	188508	1,03	15,28	0,106	152718	1,02	10,63	0,132	239603	1,02	12,96	0,133	185921	1,02	13,18
	DVR	0,328	338985	1,06	21,23	0,173	264558	1,05	17,41	0,279	328648	1,09	26,37	0,162	215163	1,04	14,71	0,211	396181	1,05	15,62	0,231	308707	1,06	19,07
	LGBM	0,087	93677	1,02	8,74	0,095	131141	1,02	9,42	0,089	113900	1,02	8,86	0,073	103366	1,01	7,8	0,091	170221	1,02	8,94	0,087	122461	1,02	8,75
	RF	0,124	127762	1,03	12,74	0,111	149945	1,03	10,79	0,097	119229	1,03	9,62	0,087	120107	1,02	8,31	0,098	185275	1,03	9,75	0,103	140464	1,03	10,24
	CatBoost	0,081	88601	1,02	8,47	0,086	121611	1,01	8,42	**0,076**	**94330**	1,02	7,63	0,073	101132	1,01	7,9	0,083	154791	1,02	8,36	0,08	112093	1,02	8,16
	XGBoost	**0,078**	**87783**	1,02	8,49	**0,082**	**119705**	1,01	8,22	0,077	101170	1,01	7,96	**0,066**	**92307**	1,01	6,81	**0,082**	**151209**	1,02	8,31	**0,077**	**110435**	1,01	7,96
	AdaBoost	0,098	107236	1,02	10,36	0,094	134121	1,02	9,42	0,091	119330	1,02	9,21	0,076	105671	1,01	8,08	0,087	165748	1,02	8,91	0,089	126421	1,02	9,2
	YSA	0,127	152437	1,02	13,22	0,117	171240	1,02	12,28	0,119	164013	1,02	11,92	0,102	150094	1,01	10,12	0,112	205196	1,02	11	0,115	168596	1,02	11,71
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,079	88217	1,01	8,46	0,082	120538	1,01	7,7	0,078	99665	1,01	7,88	0,066	91710	1,01	7	0,081	149776	1,02	8,07	0,077	109981	1,01	7,82

	MARS	**0,078**	**87911**	***1,01***	***8,77***	0,082	120794	***1,01***	***7,99***	0,079	103540	***1,01***	***8***	0,066	91595	***1,01***	***6,87***	0,082	152122	***1,02***	***8,27***	0,077	111192	***1,01***	***7,98***
	AdaBoost	0,079	88221	***1,02***	***8,3***	0,085	123413	***1,01***	***8,19***	0,079	102837	***1,01***	***8,14***	0,063	86948	***1,01***	***6,34***	0,084	156310	***1,02***	***8,48***	0,078	111546	***1,01***	***7,89***
	XGBoost	0,081	90605	***1,02***	***8,6***	0,084	122952	***1,01***	***8,27***	0,083	107734	***1,01***	***8,68***	0,063	86781	***1,01***	***6,55***	0,084	158301	***1,02***	***8,43***	0,079	113275	***1,01***	***8,11***
	RF	0,078	88399	***1,02***	***8,54***	0,084	121315	***1,01***	***8,12***	0,079	102431	***1,01***	***7,88***	**0,061**	**83389**	***1,01***	***6,24***	0,083	154827	***1,02***	***8,23***	0,077	110072	***1,01***	***7,8***
	YSA	0,077	88084	***1,01***	***8,13***	**0,077**	**113423**	***1,01***	***7,65***	**0,075**	**96027**	***1,02***	***7,58***	0,065	90845	***1,01***	***6,83***	**0,079**	**145727**	***1,02***	***7,98***	**0,075**	**106821**	***1,01***	***7,63***
4 Oda – 1. Küme (495)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,132	125452	***1***	***13,13***	0,108	129735	***1,01***	***10,42***	0,126	157919	1,04	***11,92***	0,098	109466	***1***	***9,1***	0,097	156589	***1***	***9,72***	0,112	135832	***1,01***	***10,86***
	ÇDR	0,127	125415	***1,02***	***13,03***	0,105	137382	***1,02***	***10,5***	0,124	153578	1,04	***11,94***	0,086	94705	***1,01***	***8,59***	0,102	155892	***1,01***	***10,71***	0,109	133394	***1,02***	***10,95***
	Lasso	0,128	128537	***1,01***	***12,94***	0,104	128859	***1,02***	***10,38***	0,131	157138	1,04	***13,8***	0,108	111043	***1***	***10,73***	0,096	149445	***1,02***	***9,83***	0,113	135004	***1,02***	***11,54***
	Ridge	0,113	112067	***1,01***	***11,04***	0,112	139085	***1,02***	***11,03***	0,132	155575	1,03	***13,74***	0,099	102914	***1***	***9,88***	0,089	136359	***1,01***	***8,93***	0,109	129200	***1,01***	***10,92***
	ElasticNET	0,123	125995	***1,01***	***12,36***	0,123	147134	***1,02***	***12,08***	0,128	155434	1,04	***13,09***	0,109	116032	***1***	***10,34***	0,091	140981	***1,01***	***9,06***	0,115	137115	***1,02***	***11,39***
	KNN	0,104	99035	***1,01***	***10,41***	0,089	118864	***1,01***	***10***	0,152	183795	1,05	15,75	0,076	86702	***1,01***	***10,86***	0,115	189626	***1,02***	***11,69***	0,107	135604	***1,02***	***11,74***
	DVR	0,256	221195	1,04	***14,84***	0,148	206479	1,04	***14,53***	0,317	391937	1,15	25,37	0,133	137900	***1,02***	***11,65***	0,259	433852	1,07	20,45	0,223	278273	1,06	17,37
	LGBM	0,082	78234	***1,02***	***8,43***	0,084	108619	***1,01***	***8,46***	0,116	145716	1,04	***13,3***	0,074	78471	***1***	***7,49***	0,103	161930	***1,02***	***10,62***	0,092	114594	***1,02***	***9,66***
	RF	0,102	101268	***1,02***	***10,02***	0,09	112481	***1,02***	***8,76***	0,118	142071	1,05	***12,23***	0,093	100822	***1,01***	***8,03***	0,099	149429	***1,02***	***9,96***	0,1	121214	***1,02***	***9,8***
	CatBoost	0,079	79096	***1,01***	***8,22***	0,069	89201	***1,01***	***6,98***	0,097	123543	***1,03***	***11,8***	0,059	66294	***1***	***6,03***	0,089	131885	***1,01***	***9,27***	0,079	98004	***1,01***	***8,46***
	XGBoost	**0,067**	**64509**	***1,01***	***6,74***	**0,062**	**80354**	***1,01***	***6,28***	**0,089**	**115881**	***1,03***	***10,73***	**0,055**	**60941**	***1***	***5,66***	**0,075**	**116075**	***1,01***	***7,5***	**0,07**	**87552**	***1,01***	***7,38***
	AdaBoost	0,088	92541	***1,02***	***9,1***	0,07	89944	***1,01***	***6,95***	0,138	166998	1,05	17,17	0,061	66289	***1***	***6,42***	0,085	131818	***1,01***	***8,55***	0,088	109518	***1,02***	***9,64***
	YSA	0,104	107211	***1,01***	***10,49***	0,105	137886	***1,02***	***11,32***	0,127	177884	1,05	***13,91***	0,082	96287	***1***	***8,16***	0,126	201572	***1,03***	***12,4***	0,109	144168	***1,02***	***11,26***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,071	71754	***1,01***	***7,41***	0,066	85476	***1,01***	***6,33***	0,086	111267	***1,03***	***9,08***	0,058	63450	***1***	***5,83***	0,078	116474	***1***	***8,03***	0,072	89684	***1,01***	***7,34***
	MARS	0,069	70649	***1,01***	***6,82***	0,066	83345	***1,01***	***6,45***	0,086	111267	***1,03***	***9,08***	0,058	63858	***1***	***5,96***	0,084	126121	***1***	***8,27***	0,073	91048	***1,01***	***7,32***
	AdaBoost	0,069	70761	***1,01***	***7,79***	0,06	78203	***1,01***	***6,08***	**0,081**	**106085**	***1,03***	***8,78***	0,059	64553	***1***	***5,84***	0,077	115667	***1***	***8,77***	0,069	87054	***1,01***	***7,45***
	XGBoost	0,069	70696	***1,01***	***7,06***	0,064	82972	***1,01***	***7,05***	0,089	117895	***1,03***	***10,99***	0,058	66254	***1***	***5,76***	0,078	117479	***1,01***	***9,04***	0,072	91059	***1,01***	***7,98***
	RF	0,067	69559	***1,01***	***7,01***	0,065	82269	***1,01***	***6,52***	0,089	114839	***1,03***	***11,39***	0,057	65383	***1***	***5,73***	0,074	**10878**6	***1,01***	***7,9***	0,07	88167	***1,01***	***7,71***
	YSA	**0,063**	**65397**	***1,01***	***6,33***	**0,061**	**79371**	***1,01***	***6,21***	0,082	111511	***1,03***	***9,88***	**0,053**	**59879**	***1***	***5,43***	**0,072**	112128	***1,01***	***7,24***	**0,066**	**85657**	***1,01***	***7,02***
4 Oda – 2. Küme (266)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,152	137287	***1,01***	***13,21***	0,08	101204	***1,01***	***8***	0,134	146714	***1,01***	16,3	0,123	130986	***1,02***	15,9	0,141	195688	1,03	***13,97***	0,126	142376	***1,02***	***13,48***
	ÇDR	0,125	113197	***1,01***	***12,65***	0,118	145637	***1***	***14,34***	0,13	148934	***1,02***	15,48	0,137	139478	***1,02***	***14,58***	0,16	218500	1,04	15,77	0,134	153149	***1,02***	***14,56***
	Lasso	0,097	92174	***1,01***	***9,69***	0,089	107538	***1,01***	***10,04***	0,103	111811	***1,02***	***11,41***	0,115	123667	***1,02***	***15,72***	0,112	155551	***1,02***	***10,8***	0,103	118148	***1,02***	***11,53***
	Ridge	**0,094**	85657	***1,01***	***9,24***	0,082	97116	***1,01***	***8,17***	0,106	109807	***1,01***	***14,13***	0,097	101575	***1,01***	***11,05***	0,098	130297	***1,02***	***10,12***	0,095	104890	***1,01***	***10,54***
	ElasticNET	0,103	98697	***1,01***	***10,23***	0,1	115959	***1,01***	***11,09***	0,116	124846	***1,02***	***14,04***	0,09	97436	***1,02***	***9,42***	0,104	140046	***1,02***	***10,46***	0,103	115397	***1,02***	***11,05***
	KNN	0,167	153385	***1,01***	16,25	0,118	153424	***1,02***	***13,13***	0,153	167737	1,03	18,14	0,183	169614	1,04	16,4	0,158	231028	1,03	15,9	0,156	175038	1,03	15,96
	DVR	0,337	269289	1,05	17,31	0,191	238809	1,04	18,87	0,266	273768	1,09	26,13	0,206	194331	1,05	19,14	0,201	296556	1,05	16,25	0,24	254551	1,06	19,54
	LGBM	0,098	91094	***1,01***	***9,46***	0,085	109096	***1,01***	***9,36***	0,088	101874	***1,02***	***12,45***	0,114	120286	***1,01***	***11,51***	0,113	156883	***1,02***	***11,51***	0,1	115847	***1,01***	***10,86***
	RF	0,135	111997	***1,02***	***10,96***	0,093	111815	***1,02***	***9,23***	0,12	134535	1,03	***14,53***	0,14	133137	1,03	***13,06***	0,125	173790	***1,03***	***12,49***	0,123	133055	***1,03***	***12,05***
	CatBoost	0,099	85240	***1,01***	***9,48***	0,075	**94489**	***1,01***	***7,56***	0,075	86375	***1,01***	***9,54***	0,109	113149	***1,02***	***11,72***	**0,089**	**127176**	***1,02***	***8,9***	0,089	101286	***1,01***	***9,44***
	XGBoost	0,096	**83249**	***1,01***	***9,4***	**0,073**	96617	***1,01***	***7,36***	**0,067**	**81190**	***1,01***	***12,18***	**0,086**	**94263**	***1,01***	***9,69***	0,092	133973	***1,02***	***9,21***	**0,083**	**97858**	***1,01***	***9,57***
	AdaBoost	0,105	87259	***1,02***	***10,09***	0,093	117773	***1,02***	***9,31***	0,098	112638	***1,02***	***13,88***	0,129	122671	***1,03***	***13,2***	0,148	212126	1,03	***14,98***	0,115	130493	***1,02***	***12,29***
	YSA	0,106	100526	***1,02***	***10,34***	0,094	115770	***1,02***	***9,65***	0,141	167420	1,03	***14,88***	0,132	137221	1,03	***13,14***	0,128	181704	***1,03***	***12,63***	0,12	140528	***1,03***	***12,13***
	Meta Modeller																								

	ElasticNET	0,068	64516	1,01	5,97	0,068	81486	1,01	7,18	0,084	89106	1	11,12	0,078	85804	1	11	0,081	112187	1,02	8,26	0,076	86620	1,01	8,71
	MARS	0,075	69957	1,01	6,8	0,069	85328	1,01	7,07	0,086	98933	1	12,82	0,073	81818	1,01	10,55	0,078	110197	1,02	7,67	0,076	89247	1,01	8,98
	AdaBoost	0,079	70933	1,01	8,38	0,058	73437	1	5,89	0,068	82007	1,01	14,22	0,076	80906	1,01	8,39	0,078	112839	1,02	7,84	0,072	84024	1,01	8,94
	XGBoost	0,068	63076	1,01	7,14	0,063	79641	1,01	6,34	0,071	82274	1	10,91	0,071	75929	1,01	9,65	0,077	108220	1,02	7,68	0,07	81828	1,01	8,34
	RF	0,076	70154	1,01	7,49	0,06	74472	1,01	6,05	0,067	80245	1,01	12,04	0,076	80139	1,01	9,57	0,083	116753	1,02	8,22	0,072	84353	1,01	8,67
	YSA	0,069	64590	1,01	6,94	0,067	82734	1,01	6,92	0,072	80491	1,01	10,26	0,072	78339	1,01	8,62	0,082	119775	1,02	8,2	0,072	85186	1,01	8,19
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,135	143405	1,01	7,52	0,187	286850	1,07	26,98	0,112	125288	0,99	12,12	0,102	126821	1,03	12,54	0,041	62473	1,01	4,42	0,115	148967	1,02	12,72
	ÇDR	0,115	136815	1	11,66	0,275	544245	1,11	35,3	0,132	147986	1,03	14,16	0,145	176341	1,03	22,44	0,168	232161	1,01	18,54	0,167	247510	1,04	20,42
	Lasso	0,034	41679	1	3,47	0,144	242186	1,04	21,11	0,076	81239	1,02	9,62	0,112	106013	1	11,68	0,042	51179	1,01	4,51	0,082	104459	1,01	10,08
	Ridge	0,06	62262	0,99	6,06	0,077	146500	1,01	10,33	0,047	52678	1	6,11	0,05	50029	1	9,86	0,043	55902	1	8,07	0,055	73474	1	8,09
	ElasticNET	0,087	98213	1	8,78	0,095	159297	1,03	8,22	0,076	85208	1,01	7,46	0,144	138782	1	14,05	0,055	72733	1	13,2	0,091	110847	1,01	10,34
	KNN	0,2	239667	0,99	19,25	0,201	423250	1,05	34,06	0,139	164250	1,04	13,04	0,257	236100	1,1	37,73	0,141	201050	0,99	11,08	0,188	252863	1,03	23,03
	DVR	0,221	168540	1,08	21,7	0,441	782959	1,22	47,81	0,321	353404	1,17	29,41	0,417	302142	1,16	41,44	0,387	566800	1,22	43	0,357	434769	1,17	36,67
	LGBM	0,185	178874	1,06	18,04	0,448	748505	1,23	50,47	0,306	380356	1,18	32,76	0,341	399206	1,16	47,64	0,333	340749	1,15	31,26	0,323	409538	1,16	36,03
5 Oda (50)	RF	0,151	163569	1,01	8	0,192	365265	1,07	38,87	0,111	122508	1,02	11,37	0,154	127747	1,05	16,69	0,051	64190	0,99	8,45	0,132	168656	1,03	16,68
	CatBoost	0,101	110033	1	8,75	0,15	296002	1,05	31,1	0,088	85164	1,02	8,67	0,123	104834	1,04	14,96	0,024	37716	1	6,27	0,097	126750	1,02	13,95
	XGBoost	0,087	108761	0,99	8,38	0,136	269281	1,04	28,04	0,084	88050	1,02	12,1	0,087	71633	1,02	13,99	0,047	55067	0,99	11,78	0,088	118558	1,01	14,86
	AdaBoost	0,159	172500	1,01	15,89	0,163	344000	1,04	32,19	0,089	101000	1	16,01	0,179	157100	1,07	17,87	0,041	49000	0,99	12,04	0,126	164720	1,02	18,8
	YSA	0,201	174269	1,06	21,64	0,38	690338	1,18	43,56	0,262	319168	1,1	26,73	0,182	154813	1,07	18,42	0,273	483332	1,1	20,19	0,26	364384	1,1	26,11
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,07	76415	0,99	7,16	0,089	157801	1,02	11,22	0,04	45704	1	6,84	0,046	50003	1	10,68	0,055	72213	1,01	9,31	0,06	80427	1	9,04
	MARS	0,069	75457	1	5,95	0,085	156540	1,02	10,98	0,04	40939	1,01	5,9	0,048	53239	1	12,82	0,05	69065	1	8,06	0,058	79048	1,01	8,74
	AdaBoost	0,049	57500	1	4,92	0,065	114500	1	5,73	0,029	28170	1	2,93	0,01	13517	1	1,08	0,015	19000	1	2,8	0,034	46537	1	3,49
	XGBoost	0,047	52394	1	4,66	0,076	157036	1,01	9,35	0,054	53956	1,01	6,37	0,034	30487	0,99	2,89	0,04	49942	0,99	4,28	0,05	68763	1	5,51
	RF	0,055	64104	1	4,87	0,067	114130	1,01	6,82	0,062	58226	1,01	6,73	0,034	29750	1	3,94	0,016	21405	1	1,76	0,047	57523	1	4,82
	YSA	0,058	60588	0,99	5,64	0,097	174223	1,02	12,92	0,044	50189	1	6,01	0,058	55868	1	7,66	0,034	42952	1	7,08	0,058	76764	1	7,86
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,085	124799	1	9,05	0,121	129016	0,97	12,71	0,069	106232	1,02	7,34	0,062	92509	1	4,84	0,071	110042	0,99	6,88	0,082	112520	1	8,16
	ÇDR	0,083	164343	1,05	10,36	0,087	135554	1	9,64	0,075	178463	1,05	11,73	0,113	171961	1,02	10,39	0,187	259924	1,04	19,45	0,109	182049	1,03	12,31
	Lasso	0,113	172409	1,03	11,27	0,129	176300	1,04	13,94	0,043	76018	1,01	4,37	0,089	146467	0,99	5,89	0,036	53674	1,01	2,79	0,082	124974	1,02	7,65
	Ridge	0,05	79246	1,01	5,03	0,071	111353	1	6,72	0,052	47616	1	6,38	0,055	88445	1	5,33	0,063	103012	1,01	4,9	0,058	85934	1	5,67
	ElasticNET	0,043	71583	1,02	6,61	0,099	153592	1,01	9,81	0,027	32710	1,01	3,58	0,051	83228	1	4,82	0,1	152030	1,02	8,23	0,064	98629	1,01	6,61
	KNN	0,26	305875	1,06	26,25	0,066	112438	1,02	6,42	0,248	303750	1,13	26,84	0,061	105844	1,02	5,9	0,14	209812	1,03	14,31	0,155	207544	1,05	15,94
	DVR	0,333	322367	1,13	29,09	0,12	193192	1,03	10,83	0,366	373464	1,19	35,56	0,11	167934	1,03	11,73	0,149	213884	1,04	15,54	0,216	254168	1,08	20,55
	LGBM	0,456	462797	1,13	30,08	0,305	395734	1,13	30,07	0,488	498750	1,24	49,78	0,238	331828	1,09	23,62	0,232	339250	1,06	13,87	0,344	405672	1,13	29,48
	RF	0,11	128304	1,04	9,98	0,128	189306	1,05	13,69	0,259	283460	1,15	26,86	0,072	118202	1,01	5,87	0,168	206595	1,06	15,46	0,147	185173	1,06	14,37
	CatBoost	0,038	73830	1,02	3,79	0,118	142941	1,05	12,21	0,126	182841	1,08	13,21	0,057	93862	1	5,54	0,09	117945	1,03	9,29	0,086	122284	1,04	8,81
6 Oda (40)	XGBoost	0,028	60195	1,02	2,79	0,067	103489	1,02	7,24	0,084	106953	1,05	8,32	0,046	84553	1	5,44	0,104	139498	1,03	9,81	0,066	98938	1,02	6,72
	AdaBoost	0,123	189312	1,02	20,38	0,14	243310	1,05	14,93	0,091	87375	1,05	10,24	0,069	84954	1,02	7,04	0,149	164500	1,06	14,79	0,114	153890	1,04	13,48
	YSA	0,271	286462	1,11	25,97	0,14	230478	1,05	14,59	0,328	368154	1,17	33,7	0,109	175280	1,03	12,24	0,151	226618	1,04	15,05	0,2	257398	1,08	20,31

Meta Modeller																						
ElasticNET	0,052	75619	***1***	***5,14***	0,058	94743	***1,01***	***6,08***	**0,016**	19905	***1***	***2,07***	0,058	90915	***1***	***5,06***	0,054	94880	***1***	***5,4***	0,048	75212	***1***	***4,75***
MARS	0,063	91646	***1,01***	***5,3***	0,049	84955	***1,01***	***4,93***	0,049	64322	***1***	***6,36***	0,072	110567	***0,99***	***7,14***	0,058	100120	***1***	***5,96***	0,058	90322	***1***	***5,94***
AdaBoost	**0,035**	65000	***1,01***	***3,47***	0,032	53928	***1***	***3,24***	0,021	43571	***1,01***	***1,86***	**0,044**	**70500**	***1***	***4,44***	**0,042**	**68562**	***1,01***	***1,67***	**0,035**	**60312**	***1,01***	***2,94***
XGBoost	0,048	87595	***1,02***	***4,82***	**0,022**	**36899**	***1***	***2,17***	0,024	49232	***1,01***	***2,27***	0,06	97103	***1***	***6,94***	0,054	92167	***1,01***	***3,86***	0,042	72599	***1,01***	***4,01***
RF	0,062	105075	***1,02***	***6,59***	0,032	54288	***1***	***2,93***	0,065	81800	***1,04***	***6,44***	0,057	90912	***0,99***	***4,53***	0,063	104429	***1,01***	***4,45***	0,056	87301	***1,01***	***4,99***
YSA	0,038	**60742**	***1,01***	***3,35***	0,058	84707	***1***	***5,69***	0,02	**19882**	***1,01***	***3,02***	0,053	84414	***1***	***4,53***	0,052	77723	***1,01***	***5,26***	0,044	65494	***1,01***	***4,37***

Çizelge 4.48'de görülmekte olduğu üzere Pursaklar ilçesi 8 farklı veri kümesinden oluşmaktadır. 126 adet gözlemden oluşan 2 oda kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 10,1'lik MAPE ve 41.726 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece Lasso ve Ridge, hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymakla birlikte YSA ile gerçekleştirilen meta model % 7,1'lik MAPE ve 31.405 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

1526 adet gözlemden oluşan 3 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 8,5'lik MAPE ve 60.568 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden KNN ve DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 7,9'luk MAPE ve 57.507 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

12 adet gözlemden oluşan 3 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde ElasticNEt, % 1,1'lik MAPE ve 5.027 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden KNN ve DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin hiç birisi, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen ElasticNEt'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 1,5'lik MAPE ve 5.401 (TL) MAE değeri ile sadece meta modeller içerisinde en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

850 adet gözlemden oluşan 4 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 7,7'lik MAPE ve 110.435 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul

değerleme açısında öncül modellerinden DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 7,5'lik MAPE ve 106.821 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

495 adet gözlemden oluşan 4 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 7'lik MAPE ve 87.552 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA ve AdaBoost, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,6'lık MAPE ve 86.657 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

266 adet gözlemden oluşan 4 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 8,3'lük MAPE ve 97.858 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden DVR ve KNN hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. XGBoost ile gerçekleştirilen meta model % 7'lik MAPE ve 81.828 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

50 adet gözlemden oluşan 5 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 5,5'lik MAPE ve 73.474 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden DVR, LGBM, YSA ve KNN hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece RF, XGBoost ve AdaBoost, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya

koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 3,4'lük MAPE ve 46.537 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

40 adet gözlemden oluşan 6 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 5,8'lik MAPE ve 85.934 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden DVR, LGBM, YSA ve KNN hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 3,5'lik MAPE ve 60.312 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

Çizelge 4.49. Pursaklar ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü

Veri Kümesi	Model	< %5	< %10	< %15	> %15
2 oda (126)	YSA	0,65	0,82	0,92	0,08
3 oda - 1.k (1526)	YSA	0,59	0,74	0,84	0,16
3 oda - 2.k (12)	YSA	0,83	1	1	0
4 oda - 1.k (850)	YSA	0,56	0,74	0,86	0,14
4 oda - 2.k (495)	YSA	0,63	0,74	0,88	0,12
4 oda - 3.k (266)	XGB	0,56	0,72	0,88	0,12
5 oda (50)	ADA	0,8	0,86	0,96	0,04
6 oda (40)	YSA	0,82	0,93	0,97	0,03

Çizelge 4.48'de yer alan tüm metriklere ek olarak Çizelge 4.49'de görülmekte olduğu üzere en iyi sonuçların elde edildiği meta modellere ait yüzdelik dilimlerde mutlak hata oranların verilmektedir. Bu çerçevede 2 oda (126) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 65'i, % 5'ten daha az, % 82'si, % 10'dan daha az, % 92'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 8'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 1.k (1526) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 59'u, % 5'ten daha az, % 74'ü, % 10'dan daha az, % 84'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 16'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 2.k (12) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 83'ü, % 5'ten daha az, % 100'ü, % 10'dan daha az mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 1.k (850) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 56'sı, % 5'ten daha az, % 74'ü, % 10'dan daha az, % 86'sı, % 15'ten daha az hata ile

tahmin edilirken sadece % 14'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 2.k (495) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 63'ü, % 5'ten daha az, % 74'ü, % 10'dan daha az, % 88'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 12'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 3.k (266) veri kümesi için meta model XGBoost'un tahminlerinin % 56'sı, % 5'ten daha az, % 72'si, % 10'dan daha az, % 88'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 12'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda (50) veri kümesi için meta model AdaBoost'un tahminlerinin % 80'i, % 5'ten daha az, % 86'sı, % 10'dan daha az, % 96'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 4'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 6 oda (40) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 82'si, % 5'ten daha az, % 93'ü, % 10'dan daha az, % 97'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 3'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. Tüm bu sonuçlar neticesin de her iki çizelge sonuçlarına göre geliştirilen model mimarisinin tüm veri setleri kapsamında yüksek tahmin gücüne sahip olduğu görülmektedir.

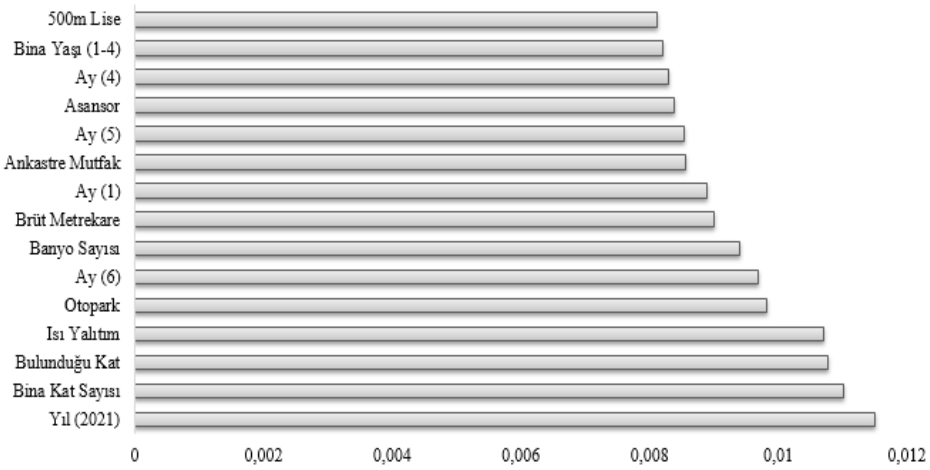
Çizelge 4.50. Pursaklar ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		MARS	**LR**	**Lasso**	**Ridge**	**ElasticNet**	**KNN**	**DVR**	**LGBM**	**RO**	**CatBoost**	**XGBoost**	**AdaBoost**	**YSA**
2 Oda (126)	**MAPE**	5	10	2	1	6	12	13	8	9	4	3	11	7
	MAE	6	10	1	2	5	12	13	7	8	4	3	11	9
	Ortalama	***5,5***	***10***	***1,5***	***1,5***	***5,5***	***12***	***13***	***7,5***	***8,5***	***4***	***3***	***11***	***8***
3 Oda – 1. Küme (1526)	**MAPE**	11	9	10	8	7	12	13	3	5	2	1	4	6
	MAE	11	10	9	8	6	12	13	3	5	2	1	4	7
	Ortalama	***11***	***9,5***	***9,5***	***8***	***6,5***	***12***	***13***	***3***	***5***	***2***	***1***	***4***	***6,5***
3 Oda – 2. Küme (12)	**MAPE**	7	5	4	3	1	10	12	13	8	6	2	9	11
	MAE	7	4	5	3	1	10	12	13	8	6	2	9	11
	Ortalama	***7***	***4,5***	***4,5***	***3***	***1***	***10***	***12***	***13***	***8***	***6***	***2***	***9***	***11***
4 Oda – 0. Küme (850)	**MAPE**	6	11	9	10	8	12	13	3	5	2	1	4	7
	MAE	6	10	9	7	8	12	13	3	5	2	1	4	11
	Ortalama	***6***	***10,5***	***9***	***8,5***	***8***	***12***	***13***	***3***	***5***	***2***	***1***	***4***	***9***
4 Oda – 1. Küme (495)	**MAPE**	10	7	11	8	12	6	13	4	5	2	1	3	9
	MAE	10	7	8	6	11	9	13	4	5	2	1	3	12
	Ortalama	***7***	***9,5***	***7***	***11,5***	***7,5***	***13***	***4***	***5***	***2***	***1***	***3***	***10,5***	***7***
4 Oda – 2. Küme (266)	**MAPE**	10	11	5	3	6	12	13	4	9	2	1	7	8
	MAE	10	11	6	3	4	12	13	5	8	2	1	7	9
	Ortalama	***10***	***11***	***5,5***	***3***	***5***	***12***	***13***	***4,5***	***8,5***	***2***	***1***	***7***	***8,5***
5 Oda (50)	**MAPE**	6	9	2	1	4	10	13	12	8	5	3	7	11
	MAE	6	9	2	1	3	10	13	12	8	5	4	7	11
	Ortalama	***6***	***9***	***2***	***1***	***3,5***	***10***	***13***	***12***	***8***	***5***	***3,5***	***7***	***11***
6 Oda (40)	**MAPE**	4	7	5	1	2	10	12	13	9	6	3	8	11
	MAE	4	8	6	1	2	10	11	13	9	5	3	7	12
	Ortalama	***4***	***7,5***	***5,5***	***1***	***2***	***10***	***11,5***	***13***	***9***	***5,5***	***3***	***7,5***	***11,5***
Genel Ortalama		***7,3***	***8,73***	***5,77***	***4,31***	***5,21***	***10,92***	***12,31***	***7,54***	***7***	***3,52***	***2,02***	***6,88***	***9,35***

Çizelge 4.51. Pursaklar ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		ElasticNet	MARS	AdaBoost	XGBoost	RO	YSA
2 Oda (126)	**MAPE**	5	2	3	6	4	1
	MAE	3	2	5	6	4	1
	Ortalama	***4***	***2***	***4***	***6***	***4***	***1***
3 Oda – 1. Küme (1526)	**MAPE**	2	3	4	5	6	1
	MAE	4	5	3	6	2	1
	Ortalama	***3***	***4***	***3,5***	***5,5***	***4***	***1***
3 Oda – 2. Küme (12)	**MAPE**	1	3	5	4	6	2
	MAE	1	3	5	4	6	2
	Ortalama	***1***	***3***	***5***	***4***	***6***	***2***
4 Oda – 0. Küme (850)	**MAPE**	2	3	5	6	4	1
	MAE	2	4	5	6	3	1
	Ortalama	***2***	***3,5***	***5***	***6***	***3,5***	***1***
4 Oda – 1. Küme (495)	**MAPE**	4	6	2	5	3	1
	MAE	4	5	2	6	3	1
	Ortalama	***4***	***5,5***	***2***	***5,5***	***3***	***1***
4 Oda – 2. Küme (266)	**MAPE**	5	6	2	1	3	4
	MAE	5	6	2	1	3	4
	Ortalama	***5***	***6***	***2***	***1***	***3***	***4***
5 Oda (50)	**MAPE**	6	4	1	3	2	5
	MAE	6	5	1	3	2	4
	Ortalama	***6***	***4,5***	***1***	***3***	***2***	***4,5***
6 Oda (40)	**MAPE**	4	6	1	2	5	3
	MAE	4	6	1	3	5	2
	Ortalama	***4***	***6***	***1***	***2,5***	***5***	***2,5***
Genel Ortalama		***3,6***	***4,31***	***2,94***	***4,19***	***3,81***	***2,13***

Pursaklar ilçesi kapsamında genel model performansları Çizelge 4.50 ve Çizelge 4.51'de gösterilmektedir. Bu çizelgelerden görülebileceği üzere öncül modeller içerisinde tüm veri seti kapsamında en iyi model 2,02 ortalama sıralama puanı ile XGBoost olurken meta modeller açısından ise 2,13 ortalama sıralama puanı ile YSA en iyi performans gösteren modeller olmuştur. Her ne kadar her bir veri seti kapsamında farkı modeller daha iyi sonuçlar sergilemiş olsalar da eğer Pursaklar ilçesi kapsamında tek bir öncül model veya tek bir meta model seçilmesi gerekir ise bu modellerin seçilmesi uygun olacaktır.



Şekil 4.12. Pursaklar ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler

Şekil 4.12’de Pursaklar ilçesi kapsamında oluşturulan tüm veri kümeleri ve tüm öncül modeller için özellik seçimi sonrasında en çok kullanılan ilk 15 değişkene ait kullanım oranları sunulmaktadır. Burada oluşturulan sıralama modelleme esnasında özellik seçim aşamasında en çok seçilen özelliklere göre yapılan bir sıralama ile elde edilmiştir. Bu neticede Şekil 4.10’da da görülmekte olduğu üzere Yıl(2021) değişkeni modellerin oluşturulmasında en çok seçilen özellik iken sırasıyla Bina Kat, Bulunduğu Kat ve Isı Yalıtım gibi özellikler bu özelliklerin hemen ardından gelmektedir. Ayrıca burada da diğer ilçelerde olduğu gibi Ay (5), Ay (6) ve Yıl (2021) gibi zaman değişkenlerinin varlığı tahmin edilebileceği gibi çok dalgalı olan bir periyot kapsamında zaman kavramının önemini ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.52. Sincan ilçesine ait tüm model sonuçları

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 Oda (17)	MARS	0,146	66850	***1,02***	***6,17***	0,231	133583	***1,01***	24,51	0,11	33467	***1,01***	20,33	0,064	20275	***1***	***4,79***	0,114	43607	***1,02***	***11,43***	0,133	59556	***1,01***	***13,45***
	ÇDR	0,012	4743	***1***	***0,95***	0,12	86732	0,94	***11,13***	0,045	14327	***1***	***8,23***	0,061	15035	***1***	***6,88***	0,072	31710	***1,02***	***6,15***	0,062	30509	***0,99***	***6,67***
	Lasso	0,074	28315	***0,98***	***7,11***	**0,043**	**33504**	***1,02***	***5,5***	0,207	62752	1,03	22,81	0,127	31299	0,97	***6,04***	0,085	**26086**	***1,01***	***8,99***	0,107	36391	***1***	***10,09***
	Ridge	0,02	8914	***1***	***3,3***	0,141	96444	1,08	***12,59***	0,025	8707	***1***	***3,22***	**0,056**	20208	***0,99***	***2,78***	**0,076**	26137	***0,99***	***7,1***	**0,064**	**32082**	***1,01***	***5,8***
	ElasticNET	**0,003**	**1279**	***1***	***0,46***	0,12	106322	1,09	***12,6***	**0,03**	**7821**	***1,01***	***2,63***	0,061	**14446**	***0,99***	***6,75***	0,134	47799	1,03	***13,19***	0,07	35533	***1,02***	***7,13***
	KNN	0,143	46833	1,04	***13,38***	0,238	215667	1,24	46,54	0,222	64000	1,04	19,46	0,153	35333	***1,03***	***6,65***	0,135	59600	1,06	***12,48***	0,178	84287	1,08	19,7
	DVR	0,275	120904	1,07	25,07	0,301	242588	1,24	33,29	0,225	81667	1,06	21,24	0,402	114507	1,13	17,88	0,284	93492	1,06	***13,57***	0,297	130632	1,11	22,21
	LGBM	0,271	104167	1,08	25,9	0,334	242500	1,25	33,37	0,287	85905	1,06	21,24	0,593	145714	1,14	18,92	0,37	116000	1,07	***14,54***	0,371	138857	1,12	22,79
	RF	0,113	47590	***1,03***	***11,33***	0,315	242057	1,22	30,79	0,152	42173	***1,03***	***11,59***	0,269	61803	1,07	17,74	0,237	86187	1,05	***12,87***	0,217	95962	1,08	16,86
	CatBoost	0,132	38728	1,04	***14,96***	0,266	225663	1,23	34,56	0,154	44404	1,04	***14,7***	0,259	63071	1,07	13,5	0,193	76447	1,06	***11,4***	0,201	89663	1,09	17,82
	XGBoost	0,077	26319	***1,02***	***7,04***	0,221	180649	1,15	20,02	0,049	16464	***1***	***5,04***	0,162	47267	***0,98***	***11***	0,103	44723	1,04	***9,74***	0,122	63084	1,04	***10,57***
	AdaBoost	0,032	13933	***1***	***3,6***	0,36	266667	1,22	37,27	0,353	93000	1,08	34,83	0,088	23000	***1,03***	***5,42***	0,239	90000	1,07	23,9	0,214	97320	1,08	21
	YSA	0,248	119064	1,06	22,25	0,347	261554	1,23	33,4	0,129	53747	1,03	***11,94***	0,214	70589	1,09	***14,08***	0,204	76513	1,07	20,25	0,228	116293	1,1	20,38
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,017	7054	***1***	***1,28***	0,041	37120	0,97	***4,02***	0,007	3090	***1***	***0,64***	0,039	13465	***0,99***	***4,2***	0,055	21875	***1,02***	***5,3***	0,032	16521	***1***	***3,09***
	MARS	0,015	7238	***1***	***2,34***	0,036	25788	***1,01***	***2,6***	0,014	4114	***1***	***1,78***	0,049	16295	***0,99***	***4,78***	0,056	21521	***1,01***	***4,59***	0,034	14991	***1***	***3,22***
	AdaBoost	0,029	12833	***1,01***	***2,94***	0,162	144000	1,13	16,95	0,02	7000	***1***	***3,91***	0,088	23000	***1,03***	***5,42***	**0,02**	**8000**	***1***	***2,01***	0,064	38967	***1,03***	***6,25***
	XGBoost	0,003	1027	***1***	***0,28***	0,155	141827	1,13	15,76	0,031	10290	***1***	***5,73***	0,066	14749	***1,02***	***3,47***	0,029	12592	***1,01***	***2,84***	0,057	36097	***1,03***	***5,62***
	RF	0,02	9550	***1***	***2,5***	0,158	146652	1,14	15,86	0,047	14646	***1,01***	***7,05***	0,096	21594	***1,02***	***4,92***	0,06	24646	***1,02***	***5,6***	0,076	43418	***1,04***	***7,19***
	YSA	**0,006**	**2598**	***1***	***1,03***	**0,029**	**12667**	***1***	***5,79***	**0,015**	**4282**	***1***	***1,86***	**0,03**	**12482**	***0,99***	***3,32***	0,043	17481	***1,01***	***4,13***	**0,025**	**9902**	***1***	***3,23***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 1. Küme (536)	MARS	0,106	37904	***1***	***10,58***	0,107	48131	***1,02***	***10,3***	0,128	55599	***1,02***	***13,42***	0,103	39206	***1,01***	***10,44***	0,102	47171	***1,02***	***10,48***	0,109	45602	***1,01***	***11,04***
	ÇDR	0,109	39611	***1,01***	***11,38***	0,123	53989	***1,01***	***11,83***	0,135	58216	***1,02***	***14,38***	0,104	38778	***1,01***	***10,26***	0,106	49223	***1,01***	***12,28***	0,115	47963	***1,01***	***12,03***
	Lasso	0,106	37913	***1,01***	***10,56***	0,106	47629	***1,02***	***11,19***	0,112	44936	***1,02***	***11,2***	0,098	37304	***1,01***	***10,24***	0,095	43988	***1,02***	***9,73***	0,103	42354	***1,02***	***10,58***
	Ridge	0,105	36703	***1,01***	***10,36***	0,107	47018	***1,02***	***10,4***	0,116	47599	***1,02***	***11,64***	0,1	38073	***1,01***	***10,21***	0,091	42542	***1,01***	***9,46***	0,104	42387	***1,01***	***10,41***
	ElasticNET	0,105	37617	***1,01***	***10,75***	0,108	47688	***1,01***	***12,15***	0,122	48472	***1,01***	***12,65***	0,106	38264	***1,01***	***10,49***	0,101	48536	***1,02***	***10,46***	0,108	44115	***1,01***	***11,3***
	KNN	0,125	44989	***1,02***	***13,74***	0,137	61865	***1,02***	16,45	0,153	60602	1,04	15,28	0,121	43938	1,03	***13,62***	0,116	57448	***1,02***	***11,52***	0,13	53768	1,03	***14,12***
	DVR	0,237	75125	1,07	20,36	0,19	89316	1,06	20,13	0,263	103777	1,1	24,72	0,204	74284	1,06	18,12	0,21	111857	1,08	21,6	0,221	90872	1,07	20,99
	LGBM	0,079	28252	***1,01***	***7,94***	0,097	45268	***1,01***	***10,49***	0,1	42205	***1,02***	***10,04***	0,093	36524	***1,01***	***9,38***	0,094	48055	***1,02***	***9,59***	0,093	40061	***1,01***	***9,49***
	RF	0,102	33260	***1,02***	***10,43***	0,124	54779	***1,03***	***13,61***	0,12	47810	***1,03***	***12,42***	0,104	37552	***1,02***	***10,65***	0,104	50504	***1,03***	***10,37***	0,111	44781	***1,03***	***11,5***
	CatBoost	**0,075**	**25987**	***1,01***	***7,54***	0,099	44830	***1,02***	***10,72***	0,095	40326	***1,02***	***9,65***	0,087	30892	***1,01***	***8,13***	0,086	42680	***1,02***	***8,85***	0,088	36943	***1,02***	***8,98***
	XGBoost	0,077	27322	***1,01***	***7,72***	**0,093**	**42037**	***1,01***	***9,78***	**0,094**	**38197**	***1,02***	***9,49***	**0,083**	**29911**	***1,02***	***7,98***	**0,081**	**40019**	***1,02***	***8,07***	**0,086**	**35497**	***1,02***	***8,61***
	AdaBoost	0,082	28274	***1,01***	***8,43***	0,115	51218	***1,02***	***12,3***	0,112	43655	***1,03***	***11,31***	0,11	38717	***1,02***	***10,73***	0,102	50659	***1,03***	***10,55***	0,104	42505	***1,02***	***10,66***
	YSA	0,105	38202	***1***	***10,55***	0,109	49169	***1,02***	***12,36***	0,124	53659	***1,02***	***12,13***	0,106	40491	***1,01***	***9,94***	0,111	54660	***1,02***	***10,92***	0,111	47236	***1,01***	***11,18***
	Meta Modeller																								

	ElasticNET	0,081	29152	1	8,16	0,09	40556	1,01	9,72	0,093	37785	1,01	9,21	0,078	28786	1,01	7,61	0,078	38148	1,02	7,89	0,084	34885	1,01	8,52
	MARS	0,078	28120	1,01	7,94	0,088	39034	1,01	9,34	0,091	38730	1,01	9,06	0,077	28245	1,01	7,62	0,079	38841	1,02	7,92	0,083	34594	1,01	8,38
	AdaBoost	0,078	28576	1	7,94	0,091	40590	1,01	9,29	0,089	36910	1,02	8,82	0,08	29779	1,01	9,49	0,077	37585	1,01	8,05	0,083	34688	1,01	8,72
	XGBoost	0,079	28977	1,01	8,23	0,087	38963	1,01	11,07	0,089	37536	1,02	9,05	0,076	28530	1,01	7,49	0,076	37492	1,01	7,53	0,081	34300	1,01	8,67
	RF	0,077	28251	1,01	7,81	0,089	40399	1,01	10,38	0,089	37707	1,02	9,19	0,08	29806	1,01	7,62	0,074	36565	1,02	7,66	0,082	34546	1,01	8,53
	YSA	0,074	25882	1,01	7,44	0,088	40142	1,01	9,86	0,091	37520	1,02	9,28	0,074	27887	1,01	7,37	0,077	36618	1,01	8,02	0,081	33610	1,01	8,39
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 2. Küme (158)	MARS	0,092	38639	1,02	9,25	0,11	52924	1,01	12,96	0,122	63417	1,01	11,61	0,126	48443	1,02	11,86	0,091	53823	1	9,09	0,108	51449	1,01	10,95
	ÇDR	0,099	40295	1,02	9,47	0,089	43105	1	8,17	0,115	61920	1,01	12,55	0,113	42177	1,02	11,17	0,089	50602	1	8,79	0,101	47620	1,01	10,03
	Lasso	0,089	36907	1,02	9,64	0,083	38846	1,01	8,41	0,091	48590	1,01	9,16	0,07	27324	1	7,09	0,059	33238	1	5,88	0,078	36981	1,01	8,04
	Ridge	0,075	29828	1,01	7,54	0,072	33026	1	7,12	0,08	43069	1,01	8,46	0,094	35593	1,01	10,9	0,059	36695	1	5,67	0,076	35642	1,01	7,94
	ElasticNET	0,084	33727	1,01	8,58	0,092	41874	1,01	9,62	0,108	59454	1,02	10,7	0,104	37358	1,02	13,26	0,07	41399	1	7,05	0,092	42762	1,01	9,84
	KNN	0,136	53844	1,02	15,62	0,123	57267	1,01	13,75	0,16	78203	1,04	17,02	0,127	44279	1,02	9,66	0,098	60350	1,01	8,97	0,129	58789	1,02	13
	DVR	0,363	132831	1,07	19,37	0,159	73644	1,03	13,04	0,258	139319	1,08	25,34	0,317	113068	1,06	20,03	0,237	154968	1,04	16,06	0,267	122766	1,06	18,77
	LGBM	0,143	57525	1,03	15,98	0,105	46546	1,01	13,09	0,183	97343	1,05	20,89	0,104	46184	1,03	10,44	0,094	58135	1,02	9,12	0,126	61147	1,03	13,9
	RF	0,157	59329	1,04	14,81	0,105	47898	1,02	12,28	0,164	88098	1,05	17,35	0,133	47663	1,02	10,63	0,102	65253	1,01	8,85	0,132	61648	1,03	12,78
	CatBoost	0,1	39971	1,02	9,62	0,079	36273	1,01	8,93	0,128	67517	1,04	13,35	0,101	36986	1,02	10,35	0,065	39811	1,01	6,4	0,095	44112	1,02	9,73
	XGBoost	0,109	43970	1,02	10,62	0,089	40654	1,01	10,11	0,082	40653	1,02	8,28	0,099	35381	1,02	10,8	0,068	40636	1,01	6,66	0,089	40259	1,02	9,29
	AdaBoost	0,188	71714	1,04	17,63	0,102	45851	1,01	13,08	0,111	58472	1,02	11,68	0,119	43486	1,02	9,89	0,126	79168	1,01	12,49	0,129	59738	1,02	12,95
	YSA	0,121	48346	1,01	11,98	0,108	51496	1	10,89	0,175	93713	1,04	17,95	0,116	43681	1,02	11,35	0,088	52815	1,01	9,08	0,122	58010	1,02	12,25
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,068	28766	1,01	6,83	0,063	29455	1,01	6,31	0,066	37742	1,01	6,62	0,072	27658	1,01	6,6	0,047	27737	1	5,05	0,063	30272	1,01	6,28
	MARS	0,068	29204	1,01	7,21	0,061	28413	1	6,1	0,074	41453	1,01	7,36	0,076	29868	1,01	7,27	0,052	30965	1	5,52	0,066	31981	1,01	6,69
	AdaBoost	0,063	26464	1,01	6,64	0,056	24207	1	5,56	0,065	36423	1,01	7,62	0,069	26832	1,01	8,24	0,053	30223	1	5,22	0,061	28830	1,01	6,66
	XGBoost	0,065	26890	1,01	6,51	0,063	28609	1	6,76	0,066	38083	1,01	7,79	0,071	28099	1,01	5,78	0,052	31220	1	6,13	0,063	30580	1,01	6,59
	RF	0,072	28477	1,01	7,71	0,068	31270	1	6,77	0,069	39204	1,01	7,25	0,074	28742	1,01	6,24	0,051	30251	1	6,34	0,067	31589	1,01	6,86
	YSA	0,073	29278	1,02	7,26	0,065	30127	1,01	6,53	0,072	39552	1,01	7,6	0,065	24871	1,01	7,82	0,046	27237	1	5,01	0,064	30213	1,01	6,84
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 3. Küme (25)	MARS	0,071	63200	1,01	7,18	0,146	184253	1	17,09	0,093	82954	1,01	8,94	0,112	81152	0,98	11,3	0,092	107687	1,02	6,61	0,103	103849	1	10,22
	ÇDR	0,015	12589	1	1,28	0,033	37399	1	3,92	0,023	20150	1	2,33	0,098	65874	1,02	13,54	0,046	49946	1	4,39	0,043	37192	1	5,09
	Lasso	0,025	18188	1,01	2,48	0,102	97393	1,02	9,52	0,008	7617	1	0,89	0,098	69094	1,02	6,13	0,084	88716	1	9,83	0,063	56202	1,01	5,77
	Ridge	0,032	32755	1	4,18	0,069	86583	1,01	6,36	0,015	13703	1	0,56	0,031	30653	1	5,87	0,049	4586 3	1,01	4,66	0,039	41911	1	4,33
	ElasticNET	0,066	58225	1	3,55	0,316	330751	0,95	30,33	0,123	101826	1,01	10,82	0,309	170534	1,1	27,12	0,141	170897	1,02	15,96	0,191	166447	1,02	17,56
	KNN	0,09	80700	1	7,49	0,183	211000	1,03	16,88	0,113	106950	1	10,55	0,286	193125	1,05	11,52	0,109	124600	1,01	11	0,156	143275	1,02	11,49
	DVR	0,226	153768	1,06	20,35	0,217	265064	1,03	14,32	0,113	93926	1,01	10,93	0,338	175342	1,12	31,94	0,227	236168	1,08	23,19	0,224	184854	1,06	20,15
	LGBM	0,223	148425	1,06	21,57	0,239	298530	1,04	14,56	0,123	101975	1,02	12	0,366	190050	1,13	33,03	0,245	255080	1,08	25,05	0,239	198812	1,07	21,24
	RF	0,104	81830	1,02	12	0,151	172595	1,02	14,77	0,078	65245	1,01	7,92	0,215	125467	1,06	13,5	0,087	111264	1,03	9,95	0,127	111280	1,03	11,63
	CatBoost	0,057	43523	1,02	5,69	0,145	180082	1,02	14,25	0,043	36851	1	4,24	0,164	89842	1,06	14,39	0,077	102824	1,02	10,92	0,097	90624	1,02	9,9
	XGBoost	0,044	36778	1,01	3,5	0,102	124454	1,02	13,66	0,018	15099	1	1,8	0,101	65430	1,02	9,8	0,068	92710	1,02	6,51	0,067	66894	1,01	7,05

	AdaBoost	0,137	114503	1,02	12,76	0,189	241700	1,02	12,42	0,033	30200	1	3,3	0,166	127300	1,01	8,41	0,304	314470	1,06	27,33	0,166	165635	1,02	12,84
	YSA	0,11	104860	0,99	10,2	0,239	301435	1,02	9,79	0,036	34050	1	8,32	0,11	93951	0,99	8,72	0,182	223055	1,05	23,58	0,135	151470	1,01	12,12
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,033	29259	1	3,13	0,034	43969	1	3,37	0,013	11747	1	1,21	0,029	27977	1	2,99	**0,029**	**30763**	1	2,71	0,028	28743	1	2,68
	MARS	0,033	30675	1	2,61	0,027	33849	1	2	0,012	10864	1	1,1	0,036	29589	1	4,42	0,039	39545	1	4,38	0,029	28904	1	2,9
	AdaBoost	0,053	36700	1,02	5,32	0,097	128500	1	9,51	0,018	14740	1	1,76	0,086	44700	1,03	7,93	0,046	47400	1,02	4,61	0,06	54408	1,01	5,83
	XGBoost	0,012	12909	1	1,43	0,03	**31691**	1,01	2,72	0,025	21096	1	2,34	0,092	46869	1,04	10,56	0,069	71193	1	6,97	0,046	36752	1,01	4,8
	RF	0,021	20001	1	2,21	0,07	85659	1,01	6,56	**0,004**	**4108**	1	0,65	0,113	61865	1,04	10,8	0,047	61964	1,01	4,89	0,051	46719	1,01	5,02
	YSA	**0,009**	**7973**	1	1,2	**0,026**	32324	1	2,74	0,017	16823	1	1,58	**0,033**	**23452**	1,01	3,15	0,04	45415	1	4,09	**0,025**	**25197**	1	2,55
3 Oda – 1. Küme (7210)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,118	57949	1,02	11,94	0,111	65381	1,02	10,84	0,133	82020	1,03	13,41	0,109	57307	1,02	11,13	0,105	73070	1,02	10,43	0,115	67145	1,02	11,55
	ÇDR	0,111	55417	1,02	11,44	0,105	63417	1,01	10,64	0,126	78747	1,03	13,17	0,103	55328	1,02	10,79	0,102	71314	1,02	10,28	0,109	64845	1,02	11,26
	Lasso	0,123	60351	1,01	12,47	0,11	64908	1,02	10,7	0,136	82689	1,03	13,51	0,111	57864	1,01	11,22	0,11	77342	1,03	10,74	0,118	68631	1,02	11,73
	Ridge	0,124	60507	1,01	12,53	0,111	65159	1,02	10,72	0,134	83180	1,04	13,38	0,111	58038	1,01	11,29	0,109	77585	1,03	10,84	0,118	68894	1,02	11,75
	ElasticNET	0,123	60324	1,01	12,46	0,11	65179	1,02	10,73	0,133	82267	1,03	13,33	0,112	58610	1,01	11,35	0,11	76613	1,03	10,6	0,118	68599	1,02	11,69
	KNN	0,156	73384	1,02	15,03	0,131	78899	1,02	13,37	0,175	107816	1,05	17,53	0,132	68397	1,02	13,59	0,136	99623	1,03	13,74	0,146	85624	1,03	14,65
	DVR	0,208	89949	1,04	15,71	0,145	90743	1,04	14,81	0,239	148255	1,11	24,86	0,156	76062	1,04	14,63	0,185	145187	1,06	16,91	0,187	110039	1,06	17,38
	LGBM	0,08	39305	1,01	7,98	0,084	50385	1,01	8,43	0,102	**65977**	1,02	10,88	0,084	43881	1,01	8,53	0,087	62618	1,02	8,85	0,087	52433	1,01	8,93
	RF	0,1	46948	1,02	9,76	0,095	56014	1,02	9,62	0,12	74477	1,05	11,94	0,095	47708	1,02	9,47	0,096	68385	1,02	9,73	0,101	58706	1,03	10,1
	CatBoost	0,078	38105	1,01	7,89	0,081	48716	1,01	8,07	0,097	61505	1,02	9,98	**0,08**	42153	1,01	8,37	**0,083**	59835	1,02	8,41	**0,084**	50063	1,01	8,54
	XGBoost	**0,078**	**37584**	1,01	7,84	**0,081**	**48423**	1,01	8,1	**0,095**	60616	1,03	9,88	0,081	**42003**	1,01	8,4	0,084	**59207**	1,02	8,62	0,084	**49567**	1,02	8,57
	AdaBoost	0,117	53782	1,02	11,51	0,121	68974	1,02	11,35	0,204	107759	1,07	18,45	0,102	51025	1,02	10,34	0,111	80304	1,02	11,76	0,131	72369	1,03	12,68
	YSA	0,099	51007	1,02	9,91	0,098	59436	1,01	10,02	0,119	76243	1,03	12,09	0,097	52706	1,01	9,99	0,099	70600	1,02	10,24	0,102	61998	1,02	10,45
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,077	37760	1,01	7,69	0,082	49109	1,01	7,96	0,095	60082	1,02	9,64	0,079	41473	1,01	8,24	0,082	**58325**	1,02	8,23	0,083	49350	1,01	8,35
	MARS	0,077	37746	1,01	7,7	0,082	48831	1,01	7,93	0,095	**59950**	1,02	9,84	0,079	41375	1,01	8,29	0,083	58978	1,02	8,31	0,083	49376	1,01	8,41
	AdaBoost	0,079	38679	1,01	7,88	0,081	48664	1,01	8,55	0,096	61256	1,02	9,77	0,08	41676	1,01	8,52	0,084	59664	1,02	8,48	0,084	49988	1,01	8,64
	XGBoost	0,078	38253	1,01	7,81	0,08	48145	1,01	7,96	0,095	61024	1,02	9,73	0,078	41211	1,01	7,89	0,083	60074	1,02	8,41	0,083	49741	1,01	8,36
	RF	0,078	38434	1,01	7,76	0,081	48666	1,01	7,96	0,095	60212	1,02	9,77	0,079	41357	1,01	8,01	0,083	59425	1,02	8,44	0,083	49619	1,01	8,39
	YSA	**0,071**	**36393**	1,01	7,38	**0,077**	**46645**	1,01	7,72	**0,091**	60076	1,02	9,77	**0,077**	**41169**	1,01	8,23	**0,081**	58475	1,02	8,23	**0,079**	**48552**	1,01	8,27
3 Oda – 2. Küme (80)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,124	44274	1	12,26	0,106	53890	1	9,46	0,153	48009	1,02	13,11	0,13	56107	1,02	13,66	0,113	70810	1,01	10,11	0,125	54618	1,01	11,72
	ÇDR	**0,073**	**23016**	1	7,39	0,152	82697	1,02	19,35	0,191	63150	1,02	19,87	0,102	43447	1,01	11,72	0,094	60507	1,01	9,64	0,122	54563	1,01	13,59
	Lasso	0,079	25607	1,01	7,38	0,046	22777	1	4,92	**0,074**	**23110**	1,01	7,36	0,059	22341	1,01	6,28	0,06	38892	1,01	6,72	**0,064**	**26545**	1,01	6,53
	Ridge	0,081	28360	1	8,46	**0,041**	**20857**	1	5,16	0,116	35040	1,01	10,32	**0,051**	**19653**	1,01	5,22	**0,045**	**26536**	1	6	0,067	26089	1	7,03
	ElasticNET	0,087	29509	1,01	8,6	0,079	38153	1	8,14	0,143	48371	1,01	13,5	0,062	25987	1,01	6,51	0,097	53351	1,01	11,2	0,094	39074	1,01	9,59
	KNN	0,176	57656	1,02	15,19	0,116	60938	1,01	15,68	0,182	57906	1,02	14,8	0,107	42812	1,02	10,87	0,136	87813	1,02	11,09	0,143	61425	1,02	13,53
	DVR	0,286	89221	1,03	15,05	0,189	105891	1,04	17,88	0,337	99442	1,04	17,42	0,143	53437	1,04	14,43	0,287	187959	1,05	19,27	0,248	107190	1,04	16,81
	LGBM	0,151	55330	1,03	16,61	0,103	56480	1,01	13,86	0,215	82133	1,04	22	0,143	56190	1,03	13,95	0,142	89283	1,02	18,07	0,151	67883	1,03	16,9

	RF	0,138	44516	1,02	10,66	0,09	48826	1,02	9,38	0,283	82233	1,04	18,2	0,103	43194	1,02	9,53	0,152	102127	1,03	13,26	0,153	64179	1,03	12,21
	CatBoost	0,141	46814	1,01	12,86	0,088	45525	1,01	9,18	0,289	85809	1,04	16,8	0,099	40615	1,02	10,43	0,14	92609	1,03	12,92	0,151	62274	1,02	12,44
	XGBoost	0,085	30350	1	7,73	0,066	33545	1	7,09	0,121	38337	1,02	10,1	0,078	32641	1,01	8,01	0,121	77276	1,02	11,56	0,094	42430	1,01	8,9
	AdaBoost	0,088	27840	1,01	8,85	0,157	79562	1,01	19,77	0,295	88898	1,03	18,51	0,117	49146	1,02	12,41	0,16	107632	1,03	15,82	0,163	70616	1,02	15,07
	YSA	0,175	56269	1,02	11,65	0,156	88847	1,03	15,33	0,139	42555	1,02	13,11	0,165	66194	1,04	15,08	0,233	153470	1,03	15,71	0,174	81467	1,03	14,18
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,062	21840	1	6,86	0,032	14872	1	5,18	0,071	21695	1,01	7,31	0,045	17292	1,01	4,52	0,043	27480	1,01	4,65	0,051	20636	1,01	5,7
	MARS	0,059	20400	1,01	6,24	0,042	20576	0,99	4,1	0,063	18627	1,01	5,62	0,05	19335	1,01	5,02	0,04	24607	1	3,93	0,051	20709	1	4,98
	AdaBoost	0,053	19303	1	5,26	0,047	21629	1	4,76	0,061	18657	1,01	5,6	0,032	13479	1	3,25	0,057	35375	1	6,23	0,05	21689	1	5,02
	XGBoost	0,053	18624	1	5,57	0,044	21169	1	5,67	0,06	18267	1,01	6,09	0,043	17641	1,01	4,57	0,042	27220	1,01	4,25	0,048	20584	1,01	5,23
	RF	0,05	16690	1	5,55	0,042	19071	1	4,63	0,07	20532	1,01	6,83	0,037	15734	1,01	3,99	0,065	42299	1,01	6,12	0,053	22865	1,01	5,42
	YSA	0,061	21275	1,01	6,29	0,031	13996	1	4,72	0,075	22142	1,01	7,48	0,049	19133	1,01	4,9	0,044	28052	1,01	4,56	0,052	20920	1,01	5,59
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
4 Oda – 1. Küme (702)	MARS	0,078	66304	1,01	7,84	0,107	118625	1,02	10,03	0,12	130881	1,03	11,95	0,095	85145	1,01	9,63	0,092	106780	1,01	9,53	0,098	101547	1,02	9,8
	ÇDR	0,089	74619	1,01	9,54	0,102	114022	1,02	10,18	0,118	126346	1,03	11,79	0,091	81258	1,01	8,59	0,085	101358	1	9,3	0,097	99521	1,01	9,88
	Lasso	0,094	77448	1,01	9,45	0,098	106566	1,02	9,85	0,114	122496	1,02	11,37	0,093	84199	1,01	8,46	0,082	94844	1,01	8,39	0,096	97111	1,01	9,5
	Ridge	0,094	77263	1,01	9,85	0,096	104000	1,02	9,59	0,117	128110	1,03	11,73	0,096	84901	1,01	8,81	0,078	89477	1,01	8,14	0,096	96750	1,02	9,62
	ElasticNET	0,089	73756	1,01	8,92	0,1	107943	1,01	9,94	0,114	122140	1,02	11,4	0,098	86474	1,01	9,06	0,083	98611	1,01	8,67	0,097	97785	1,01	9,6
	KNN	0,124	103497	1,01	13,95	0,114	125654	1,02	11,36	0,15	161761	1,05	15,11	0,114	99165	1,01	11,51	0,115	144945	1,02	11,66	0,123	127004	1,02	12,72
	DVR	0,198	152001	1,02	12,77	0,132	157449	1,03	11,97	0,242	255767	1,1	22,46	0,114	96124	1,02	10,28	0,184	243802	1,03	15,63	0,174	181029	1,04	14,62
	LGBM	0,073	61612	1,01	7,61	0,1	108991	1,01	10,73	0,102	106054	1,04	10,52	0,09	81327	1,01	9,3	0,081	98085	1	9,19	0,089	91214	1,01	9,47
	RF	0,084	68202	1,01	7,72	0,094	101426	1,02	10,13	0,122	135605	1,05	12,19	0,094	85137	1,01	9,77	0,087	104522	1,01	10,27	0,096	98978	1,02	10,02
	CatBoost	0,064	52405	1,01	6,37	0,084	93219	1,01	8,83	0,096	107133	1,04	10,04	0,084	73038	1,01	8,47	0,073	90157	1,01	8,26	0,08	83190	1,02	8,39
	XGBoost	0,059	48877	1	5,87	0,08	89640	1,01	8,78	0,097	110919	1,03	9,88	0,083	73375	1,01	8,25	0,074	88745	1,01	7,99	0,079	82311	1,01	8,15
	AdaBoost	0,091	75118	1,01	8,78	0,111	119104	1,02	11,06	0,137	144885	1,04	13,73	0,099	86353	1,01	9,62	0,089	107869	1,01	9,41	0,105	106666	1,02	10,52
	YSA	0,084	70329	1,01	8,48	0,101	111803	1,02	10,37	0,124	140061	1,03	12,13	0,09	78794	1,01	8,28	0,111	139971	1,02	10,81	0,102	108192	1,02	10,01
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,071	59692	1	7,43	0,084	92503	1,01	8,19	0,09	102790	1,02	9,54	0,081	71555	1,01	7,81	0,072	84163	1	7,68	0,08	82141	1,01	8,13
	MARS	0,068	56597	1	6,85	0,085	93888	1,01	8,38	0,091	104090	1,02	9,23	0,08	70819	1,01	7,6	0,073	89291	1	8,38	0,079	82937	1,01	8,09
	AdaBoost	0,066	55104	1,01	6,62	0,086	93926	1,01	8,45	0,095	106742	1,03	10,13	0,082	71304	1,01	8,02	0,071	86395	1,01	7,18	0,08	82694	1,01	8,08
	XGBoost	0,066	55299	1	6,6	0,085	92293	1,01	8,51	0,094	106841	1,03	10,04	0,081	70942	1,01	7,85	0,076	89196	1	8,04	0,08	82914	1,01	8,21
	RF	0,064	53960	1	6,45	0,086	93899	1,01	8,3	0,094	104965	1,03	10,13	0,083	72977	1,01	7,86	0,07	83611	1,01	7,64	0,079	81882	1,01	8,08
	YSA	0,06	49761	1,01	5,94	0,08	90075	1,01	7,96	0,092	105371	1,03	9,69	0,075	68983	1,01	7,57	0,067	80524	1,01	7,64	0,075	78943	1,01	7,76
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
4 Oda – 2.	MARS	0,119	75545	1,01	12,1	0,192	151278	1,05	17,31	0,155	128156	1,03	17,55	0,135	97079	1,03	13,95	0,157	185463	1,02	20,04	0,152	127504	1,03	16,19
	ÇDR	0,128	92532	1	13,08	0,182	192554	1,09	20,16	0,217	213286	1,1	23,23	0,122	98941	1,02	12,28	0,215	235552	1	21,7	0,173	166573	1,04	18,09
	Lasso	0,161	116483	1	15	0,207	177340	1,05	18,7	0,168	151610	1,04	16,8	0,161	132247	1,02	15,3	0,179	203078	1,05	21,76	0,175	156152	1,03	17,51
	Ridge	0,152	107473	0,99	15,44	0,154	134757	1,04	14,32	0,172	139131	1,01	16,98	0,141	101252	1,03	12,62	0,16	162126	1,06	18,56	0,156	128948	1,03	15,58
	ElasticNET	0,15	103681	0,99	15,17	0,185	146955	1,06	18,55	0,187	171223	1,05	18,79	0,144	106055	1,02	14,33	0,162	174824	1,06	19,54	0,166	140548	1,04	17,28

	KNN	0,123	95775	***1***	***12,22***	0,136	119676	***1,02***	***13,33***	0,19	177549	1,06	19,89	0,13	113235	***1,01***	***14,38***	0,182	248462	1,04	19,28	0,152	150939	1,03	15,82
	DVR	0,44	248218	1,1	26,42	0,436	363459	1,24	43,83	0,384	309196	1,23	37,28	0,309	208589	1,12	30,23	0,393	497798	1,21	42,44	0,392	325452	1,18	36,04
	LGBM	0,065	43556	***1,01***	***6,73***	0,137	120342	1,04	***13,48***	0,149	132460	1,04	***14,88***	0,118	81862	***1,03***	***11,98***	0,135	150232	***1,02***	15,71	0,121	105690	***1,03***	***12,56***
	RF	0,103	64530	***1,02***	***9,1***	0,15	127155	1,06	***13,85***	0,18	151844	1,09	17,74	0,147	94392	1,04	12,44	0,137	171769	1,04	15,13	0,143	121938	1,05	***13,65***
	CatBoost	0,058	38314	***1,01***	***6,1***	0,115	102368	1,04	***13,03***	0,11	102273	1,04	***11,51***	0,107	**72200**	***1,03***	***10,64***	0,121	152437	***1,01***	16,12	0,102	93518	***1,03***	***11,48***
	XGBoost	**0,047**	**32792**	***1***	***5,83***	**0,095**	**84918**	***1,03***	***9,67***	**0,11**	**95467**	***1,03***	***11,39***	**0,102**	72809	***1,02***	***10,24***	**0,113**	**147979**	***1,01***	18,89	**0,093**	**86793**	***1,02***	***11,2***
	AdaBoost	0,056	35942	***1,01***	***6,42***	0,1	97184	1,04	***10,09***	0,126	104792	1,04	***13,04***	0,134	98721	***1,03***	***13,53***	0,144	185541	***1,02***	19,04	0,112	104436	***1,03***	***12,42***
	YSA	0,101	76051	***1***	***10,14***	0,169	154743	1,06	17,24	0,185	187047	1,08	19,38	0,148	114124	1,03	***14,9***	0,233	311972	1,08	20,87	0,167	168787	1,05	16,51
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,057	40414	***1***	***6,74***	0,098	88071	***1,03***	***9,81***	0,11	**94775**	***1,03***	***11,09***	**0,09**	66065	***1,02***	***9,12***	0,11	133794	***1,01***	***14,59***	0,093	84624	***1,02***	***10,27***
	MARS	0,057	40414	***1***	***6,74***	0,092	80545	***1,02***	***9,68***	0,11	94775	***1,03***	***11,09***	0,09	68978	***1,01***	***9,03***	0,106	**129878**	***1,01***	***13,73***	0,091	82918	***1,01***	***10,05***
	AdaBoost	0,056	40052	***1***	***5,71***	0,093	85653	***1,02***	***8,3***	0,111	100018	***1,03***	***11,32***	0,093	71965	***1,02***	***9,65***	0,105	131206	***1,01***	***14,38***	0,092	85779	***1,02***	***9,87***
	XGBoost	0,052	39250	***1***	***5,78***	**0,079**	**75205**	***1,02***	***7,49***	0,113	100618	1,03	***11,36***	0,091	72259	***1,02***	***9,17***	0,11	139249	***1,01***	***13,17***	0,089	85316	***1,02***	***9,39***
	RF	**0,047**	34460	***1***	***5,17***	0,106	98602	***1,03***	***9,94***	0,117	105028	1,03	***11,69***	0,094	64347	***1,02***	***9,66***	**0,103**	135169	***1,01***	***14,71***	0,093	87521	***1,02***	***10,23***
	YSA	0,049	**34126**	***1,01***	***5,69***	0,088	81658	***1,03***	***9,03***	**0,109**	95499	1,04	***11,13***	0,093	**65343**	***1,02***	***9,22***	0,108	135258	***1,01***	16,79	**0,089**	**82377**	***1,02***	***10,37***
4 Oda – 3. Küme (28)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,55	143173	1,15	46,98	0,331	194560	1,19	43,72	0,165	81727	1,03	***13,28***	0,821	205739	1,2	36,24	0,259	156292	***1,01***	***9,06***	0,425	156298	1,12	29,86
	ÇDR	0,45	161542	1,18	55,39	0,347	207606	1,08	33,58	0,31	141251	1,04	39,35	0,69	192077	1,18	29,89	0,093	52044	***1***	***8,15***	0,378	150904	1,1	33,27
	Lasso	0,578	165976	1,18	80,98	0,402	200027	1,13	41,61	0,282	123105	1,03	26,93	0,789	210821	1,16	26,63	0,103	66399	***0,99***	***13,6***	0,431	153266	1,1	37,95
	Ridge	0,394	145918	1,17	52,35	**0,314**	**181838**	1,1	21,03	0,165	81870	1,03	***13,32***	0,382	118566	1,09	29,61	0,055	32373	***1***	***8,46***	**0,262**	**112113**	1,08	24,95
	ElasticNET	0,479	120169	1,12	37,28	0,322	188537	1,19	38,66	**0,165**	81732	***1,03***	***13,29***	0,536	147167	1,11	***14,49***	0,046	26944	***1***	***4,68***	0,31	112910	1,09	21,68
	KNN	0,298	**114167**	1,12	35,97	0,332	202875	1,2	47,92	0,294	129958	1,05	26,22	0,874	227250	1,19	32,86	0,065	39333	***1***	***5,16***	0,373	142717	1,11	29,63
	DVR	0,585	146833	1,12	35,97	0,417	206716	1,23	46,87	0,167	83323	1,03	***13,37***	0,814	223667	1,18	27,74	0,241	146417	***1,01***	***9,42***	0,445	161391	1,11	26,67
	LGBM	0,531	132348	1,12	35,97	0,399	206667	1,23	46,85	0,165	81727	1,03	***13,28***	0,758	211030	1,18	27,74	0,259	156292	***1,01***	***9,06***	0,422	157613	1,11	26,58
	RF	0,503	141285	1,15	45,05	0,369	219413	1,23	49,46	0,208	**79565**	1,05	20,7	0,798	209093	1,19	32,81	0,154	94646	***1,01***	***10,45***	0,406	148800	1,13	31,69
	CatBoost	0,471	131945	1,14	40,18	0,384	220686	1,24	50,51	0,177	85939	1,03	***14,72***	0,766	211494	1,18	28,7	0,216	135228	***1,02***	29,53	0,403	157058	1,12	32,73
	XGBoost	0,406	139020	1,15	50,33	0,409	228871	1,21	43,11	0,176	62710	1,04	19,28	0,659	156624	1,15	35,31	**0,029**	**19481**	***1***	***3,04***	0,336	121341	1,11	30,21
	AdaBoost	0,747	205167	1,18	49,82	0,392	251667	1,2	43,26	0,352	152862	1,06	43,11	0,985	236524	1,21	40,58	0,199	127500	***1,02***	19,45	0,535	194744	1,13	39,24
	YSA	**0,308**	134132	1,12	36,26	0,41	242764	1,23	44,9	0,411	210049	1,03	17,45	**0,184**	**79454**	1,06	18,77	0,44	262374	***1,02***	15,87	0,351	185755	1,09	26,65
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,354	123100	1,13	42,57	0,372	169358	1,18	36,92	0,17	71782	1,03	***13,86***	0,191	72509	1,05	19,82	0,115	70354	***1,01***	***8,64***	0,24	101421	1,08	24,36
	MARS	0,43	154537	1,18	60,24	0,276	171457	1,14	27,65	0,139	63528	1,03	***13,31***	0,489	139969	1,12	24,76	0,112	68799	***1,01***	***9,06***	0,289	119658	1,1	27
	AdaBoost	**0,238**	105833	1,11	33,38	0,316	165500	1,17	33,68	**0,075**	**41667**	***1,01***	***8,31***	**0,126**	**50500**	1,03	16,06	0,035	22750	***1***	***3,52***	**0,158**	**77250**	1,06	18,99
	XGBoost	0,326	107871	1,12	43,87	0,335	206161	1,18	43,16	0,1	42579	***1,02***	***9,71***	0,192	90446	1,08	19,03	**0,032**	**20397**	***1***	***3,29***	0,197	93491	1,08	23,81
	RF	0,288	**103514**	1,11	33,41	0,35	188645	1,2	41,99	0,111	47448	***1,02***	***11,06***	0,32	108362	1,13	17,5	0,039	24511	***1***	***3,18***	0,222	94496	1,09	21,43
	YSA	0,3	108202	1,11	35,5	**0,266**	**164442**	1,16	33,11	0,154	81804	***1,02***	***14,6***	0,163	69172	1,04	18,45	0,097	57763	***0,99***	***9,59***	0,196	96277	1,06	22,25
5		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,122	63538	1,01	15,17	0,19	146531	1,04	20,46	0,202	118523	1,01	27,82	0,146	77928	1,03	14,19	0,123	84581	1,03	12,21	0,157	98220	***1,02***	17,97
	ÇDR	0,115	61810	1,01	11,22	0,187	146363	1,05	18,1	0,151	79239	1,04	20,67	0,136	80559	1,02	13,12	0,171	115114	1,02	17,11	0,152	96617	1,03	16,04

	Lasso	**0,039**	**20411**	1	7,26	**0,067**	**54633**	1	6,87	0,066	**35408**	1	6,41	**0,057**	**30662**	1,01	5,83	**0,093**	**65643**	1,02	9,19	**0,064**	**41351**	***1,01***	***7,11***
	Ridge	0,072	39402	0,99	7,33	0,081	59629	1	8,48	**0,063**	38394	1,01	5,83	0,083	46557	1,01	9,49	0,104	69701	1,02	10,31	0,081	50737	***1,01***	***8,29***
	ElasticNET	0,127	66152	0,99	12,79	0,138	105302	1,04	13,71	0,123	64376	1,02	14,14	0,124	69610	1,02	13,34	0,13	85832	1,03	12,84	0,128	78254	***1,02***	***13,36***
	KNN	0,142	68978	1,03	13,23	0,184	154826	1,06	20,18	0,167	84196	1,06	16,75	0,145	74370	1,04	14,37	0,155	115992	1,06	15,87	0,159	99672	1,05	16,08
	DVR	0,229	108810	1,05	21,06	0,252	206598	1,1	23,45	0,277	128228	1,09	26,78	0,226	104768	1,06	20,6	0,206	145279	1,07	19,49	0,238	138737	1,07	22,28
	LGBM	0,116	61180	1	11,31	0,15	137776	1,05	15,95	0,181	84242	1,05	17,78	0,122	66852	1,01	11,89	0,116	85132	1,04	11,56	0,137	87036	1,***03***	***13,7***
	RF	0,125	59080	1,02	13,27	0,159	137564	1,05	15,84	0,19	87872	1,06	19,05	0,139	73411	1,03	12,84	0,131	97899	1,04	12,9	0,149	91165	1,04	***14,78***
	CatBoost	0,092	45624	1,01	9,67	0,13	117246	1,04	12,99	0,134	61758	1,04	13,73	0,096	52771	1,02	9,64	0,115	84225	1,03	11,55	0,113	72325	***1,03***	***11,52***
	XGBoost	0,081	41186	1,01	7,92	0,111	103790	1,03	11,12	0,1	48914	1,03	11,06	0,11	62012	1,02	10,77	0,1	73319	1,02	9,9	0,1	65844	***1,02***	***10,15***
	AdaBoost	0,12	61174	1,01	10,6	0,159	136587	1,03	16,76	0,198	97442	1,06	18,85	0,115	69522	1,02	11,52	0,124	99163	1,04	12,54	0,143	92778	***1,03***	***14,05***
	YSA	0,157	86043	1,02	17,99	0,225	198282	1,07	19,68	0,159	97664	1,05	19,86	0,15	77179	1,03	18,32	0,161	119163	1,05	16,1	0,17	115666	1,04	18,39
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,064	33863	***0,99***	***6,62***	0,055	**43428**	***1***	***5,48***	**0,034**	20037	***1***	***3,47***	0,064	35476	***1,01***	***7,25***	0,089	61492	***1,02***	***8,77***	0,061	38859	***1***	***6,32***
	MARS	0,053	30028	***1***	***8,32***	0,061	47150	***1***	***6,49***	0,041	21599	***1,01***	***4,05***	0,06	33870	***1,01***	***7,42***	0,084	59489	***1,02***	***8,41***	0,06	38427	***1,01***	***6,94***
	AdaBoost	0,041	21460	***1***	***4,09***	**0,051**	49280	***1,01***	***6,01***	0,037	18841	***1,01***	***4,53***	**0,049**	**27928**	***1,01***	***7,37***	**0,071**	**46537**	***1,01***	***7,15***	**0,05**	**32809**	***1,01***	***5,83***
	XGBoost	**0,041**	**21139**	***1***	***6,69***	0,059	53632	***1,01***	***5,97***	0,037	19083	***1,01***	***4,56***	0,067	38312	***1,01***	***8,92***	0,074	55454	***1,01***	***7,38***	0,056	37524	***1,01***	***6,7***
	RF	0,045	23917	***1***	***5,29***	0,058	55603	***1,01***	***5,86***	0,039	**17328**	***1,01***	***4,17***	0,062	32537	***1,01***	***5,76***	0,076	52600	***1,01***	***7,66***	0,056	36397	***1,01***	***5,75***
	YSA	0,043	23224	***1***	***7,25***	0,054	45978	***1,01***	***5,32***	0,046	24373	***1,01***	***4,68***	0,056	30622	***1,01***	***6,13***	0,086	60510	***1,02***	***8,57***	0,057	36941	***1,01***	***6,39***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,199	104937	1,07	21,32	0,165	181662	1,09	16,66	0,048	45195	***1,01***	***4,93***	0,073	73592	***0,99***	***7,19***	0,107	111581	***1,02***	***10,77***	0,118	103393	1,04	***12,17***
	ÇDR	0,058	35381	***1,01***	***6,06***	0,071	85180	***0,99***	***8,28***	0,069	54471	***1,01***	***7,18***	0,02	15853	***1***	***3,15***	0,053	52302	***1***	***5,29***	0,054	48637	***1***	***5,99***
	Lasso	**0,024**	**17911**	***1***	***5,51***	**0,037**	**29879**	***0,99***	***4,24***	**0,051**	**40083**	***1,01***	***5,06***	0,015	12752	***1***	***1,41***	0,087	88821	***0,99***	***11,13***	**0,043**	**37889**	***1***	***5,47***
	Ridge	0,027	19273	***1***	***5,4***	0,069	74955	***1,01***	***6,55***	0,065	58205	***1,01***	***5,24***	0,023	18105	***1***	***3,11***	**0,031**	**30478**	***1***	***5,39***	0,043	40203	***1***	***5,14***
	ElasticNET	0,029	22170	***1***	***5,32***	0,118	157591	1,06	16,63	0,085	65734	***1,01***	***8,69***	0,033	32736	***1***	***4,96***	0,085	95908	***1,02***	***8,76***	0,07	74828	***1,02***	***8,87***
	KNN	0,173	110472	1,08	18,84	0,274	293722	1,14	27,85	0,121	105975	***1,03***	***11,14***	0,106	111748	1,03	21,97	0,099	98697	***1,01***	***13,54***	0,155	144123	1,06	18,67
	DVR	0,346	213932	1,14	31,13	0,295	321687	1,16	31,62	0,19	154286	1,05	16,78	0,213	217692	1,06	24,69	0,17	179502	1,05	17,13	0,243	217420	1,09	24,27
	LGBM	0,454	292111	1,17	34,7	0,357	347003	1,19	34,87	0,272	219412	1,07	19,94	0,256	235462	1,07	27,36	0,223	232091	1,07	22,08	0,312	265216	1,11	27,79
6 Oda (47)	RF	0,189	100803	1,09	18,82	0,264	283849	1,15	30,77	0,118	96233	***1,02***	***10,34***	0,087	69972	***1,02***	***8,72***	0,08	84304	***1,01***	***7,93***	0,148	127032	1,06	15,32
	CatBoost	0,109	50321	1,05	15,86	0,214	240466	1,13	27	0,083	67053	***1,01***	***9,15***	0,054	39471	***1,01***	***6,33***	0,08	69921	***1,01***	***12,66***	0,108	93446	1,04	***14,2***
	XGBoost	0,086	44997	1,04	***11,56***	0,159	201951	1,09	19,34	0,084	72070	***1,01***	***7,21***	0,031	26684	***1***	***5,52***	0,044	41990	***1,01***	***14,65***	0,081	77538	1,03	***11,66***
	AdaBoost	0,164	76000	1,07	16,12	0,259	250167	1,15	28,54	0,13	103034	***1,02***	***11,79***	**0,01**	**7556**	***1***	***0,97***	0,1	97324	***1,02***	***10,21***	0,133	106816	1,05	***13,53***
	YSA	0,209	146388	1,08	23,1	0,258	324256	1,12	26,47	0,135	121402	1,04	***14***	0,201	195398	1,05	19,84	0,162	184473	1,03	***13,6***	0,193	194383	1,06	19,4
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,053	44607	***1***	***5,71***	0,041	41699	***1,01***	***4,23***	0,054	42249	***1,01***	***4,03***	0,008	7111	***1***	***0,77***	0,037	35593	***1***	***5,36***	0,039	34252	***1***	***4,02***
	MARS	0,04	30266	***1***	***3,92***	0,054	57780	***1,01***	***5,16***	0,06	47833	***1,01***	***3,61***	0,018	18879	***1***	***1,67***	0,03	28114	***1***	***4,97***	0,04	36574	***1***	***3,87***
	AdaBoost	0,062	32370	***1,02***	***6,5***	0,074	82813	1,04	***7,55***	**0,042**	**34111**	***1,01***	***4,07***	**0,006**	**4444**	***1***	***0,63***	0,029	31455	***1***	***2,9***	0,043	37039	***1,01***	***4,33***
	XGBoost	0,073	41483	***1,02***	***10,64***	0,066	77412	1,04	***7,31***	0,045	34331	***1,01***	***3,21***	0,011	10751	***1***	***1,89***	0,042	42729	***1***	***3,91***	0,047	41341	***1,01***	***5,39***
	RF	0,077	39301	***1,03***	***10,09***	0,076	94468	1,04	***7,27***	0,053	38913	***1,01***	***4,08***	0,011	11872	***1***	***1,39***	**0,023**	**22293**	***1***	***2,46***	0,048	41369	***1,02***	***5,06***
	YSA	**0,024**	**18242**	***1***	***5,45***	**0,028**	**36897**	***1,0***1	***2,8***	0,051	39519	***1,01***	***3,55***	0,006	5417	***1***	***0,59***	0,046	45655	***1***	***4,83***	**0,031**	**29146**	***1***	***3,44***

Çizelge 4.52'de görülmekte olduğu üzere Sincan ilçesi 11 farklı veri kümesinden oluşmaktadır. 17 adet gözlemden oluşan 1 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 6,4'lük MAPE ve 32.082 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece MARS, ÇDR, ElasticNet, Lasso ve Ridge, hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden RF hariç tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Ridge'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymakla birlikte YSA ile gerçekleştirilen meta model % 2,5'lik MAPE ve 9.902 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

536 adet gözlemden oluşan 2 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 8,6'lık MAPE ve 35.497 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden KNN ve DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 8,1'lik MAPE ve 33.610 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

158 adet gözlemden oluşan 2 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, %7,6'lık MAPE ve 35.642 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 6,1'lik MAPE ve 28.830 (TL) MAE değeri ile sadece meta modeller içerisinde en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

25 adet gözlemden oluşan 2 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 3,9'luk MAPE ve ÇDR, 37.192 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden DVR ve KNN hariç tamamı, hem

PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece ElasticNet, MARS veYSA, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Ridge ve ÇDR'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 2,5'lik MAPE ve 25.197 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

7210 adet gözlemden oluşan 3 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde CatBoost, % 8,4'lik MAPE ve XGBoost, 49.567 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden AdaBoost hariç tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen CatBoost ve XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 7,9'luk MAPE ve 48.552 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

80 adet gözlemden oluşan 3 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 6,4'lük MAPE ve 26.545 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden DVR ve LGBM hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. XGBoost ile gerçekleştirilen meta model % 4,8'lik MAPE ve 20.584 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

702 adet gözlemden oluşan 4 oda – 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 7,9'luk MAPE ve 82.311 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerden sadece YSA ve RF, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 7,5'lik MAPE ve 78.943 (TL) MAE değeri en iyi tahmin

performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

256 adet gözlemden oluşan 4 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 9,3'lük MAPE ve 86.793 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden sadece LGBM, XGBoost, CatBoost ve AdaBoost, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerinden RF hariç tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 8,9'luk MAPE ve 82.377 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

28 adet gözlemden oluşan 4 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 26,2'lik MAPE ve 112.113 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden hiç birisi, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerinden RF hariç tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 15,8'lik MAPE ve 77.250 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Fakat tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almamaktadırlar.

115 adet gözlemden oluşan 5 oda kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 6,4'lük MAPE ve 41.351 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 5'lik MAPE ve 32.809 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

47 adet gözlemden oluşan 6 oda kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 4,3'lük MAPE ve 37.889 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece ÇDR, Lasso, Ridge ve ElasticNet, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 3,1'lik MAPE ve 29.146 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

Çizelge 4.53. Sincan ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü

Veri Kümesi	Model	< %5	< %10	< %15	> %15
1 oda (17)	YSA	0,76	1	1	0
2 oda - 1.k (536)	YSA	0,51	0,71	0,83	0,17
2 oda - 2.k (158)	ADA	0,61	0,8	0,92	0,08
2 oda - 3.k (25)	YSA	0,84	1	1	0
3 oda - 1.k (7210)	YSA	0,52	0,7	0,84	0,16
3 oda - 2.k (80)	XGB	0,65	0,88	0,96	0,04
4 oda - 1.k (702)	YSA	0,53	0,73	0,86	0,14
4 oda - 2.k (256)	YSA	0,55	0,7	0,79	0,21
4 oda - 3.k (28)	ADA	0,36	0,46	0,57	0,43
5 oda (115)	ADA	0,74	0,86	0,92	0,08
6 oda (47)	YSA	0,81	0,89	1	0

Çizelge 4.53'de yer alan tüm metriklere ek olarak Çizelge 4.53'de görülmekte olduğu üzere en iyi sonuçların elde edildiği meta modellere ait yüzdelik dilimlerde mutlak hata oranların verilmektedir. Bu çerçevede 1 oda (17) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 76'sı, % 5'ten daha az, % 100'ü, % 10'dan daha az mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 1.k (536) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 51'i, % 5'ten daha az, % 71'i, % 10'dan daha az, % 83'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 17'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 2.k (158) veri kümesi için meta model AdaBoost'un tahminlerinin % 61'i, % 5'ten daha az, % 80'i, % 10'dan daha az , % 92'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 8'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 3.k (25) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 84'ü, % 5'ten daha az, % 100'ü, % 10'dan daha az mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 1.k (7210) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 52'si, % 5'ten daha az, % 70'i, % 10'dan daha az, % 84'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece %

16'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 2.k (80) veri kümesi için meta model XGBoost'un tahminlerinin % 65'i, % 5'ten daha az, % 88'i, % 10'dan daha az, % 96'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 4'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 1.k (702) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 53'ü, % 5'ten daha az, % 73'ü, % 10'dan daha az, % 86'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 14'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 2.k (256) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 55'i, % 5'ten daha az, % 70'i, % 10'dan daha az, % 79'u, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 21'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 3.k (28) veri kümesi için meta model AdaBoost'un tahminlerinin % 36'sı, % 5'ten daha az, % 46'sı, % 10'dan daha az, % 57'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 43'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda (115) veri kümesi için meta model AdaBoost'un tahminlerinin % 74'ü, % 5'ten daha az, % 86'sı, % 10'dan daha az, % 92'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 8'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 6 oda (47) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 81'i, % 5'ten daha az, % 89'u, % 10'dan daha az, % 100'ü, % 15'ten daha az mutlak hata oranına sahiptir. Tüm bu sonuçlar neticesin de her iki çizelge sonuçlarına göre geliştirilen model mimarisinin bir tanesi hariç tüm veri setleri kapsamında yüksek tahmin gücüne sahip olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.54. Sincan ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

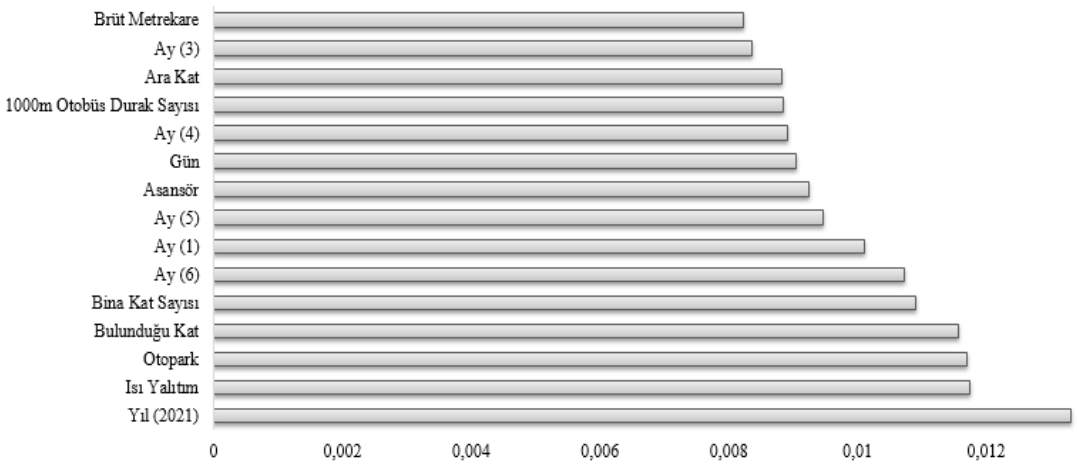
		MARS	**ÇDR**	**Lasso**	**Ridge**	**ElasticNet**	**KNN**	**DVR**	**LGBM**	**RF**	**CatBoost**	**XGBoost**	**AdaBoost**	**YSA**
1 Oda (17)	**MAPE**	6	1	4	2	3	7	12	13	10	8	5	9	11
	MAE	5	1	4	2	3	7	12	13	9	8	6	10	11
	Ortalama	***5,5***	***1***	***4***	***2***	***3***	***7***	***12***	***13***	***9,5***	***8***	***5,5***	***9,5***	***11***
2 Oda – 1. Küme (536)	**MAPE**	8	11	4	5	7	12	13	3	9	2	1	6	10
	MAE	9	11	4	5	7	12	13	3	8	2	1	6	10
	Ortalama	***8,5***	***11***	***4***	***5***	***7***	***12***	***13***	***3***	***8,5***	***2***	***1***	***6***	***10***
2 Oda – 2. Küme (158)	**MAPE**	7	6	2	1	4	10	13	9	12	5	3	11	8
	MAE	7	6	2	1	4	9	13	11	12	5	3	10	8
	Ortalama	***7***	***6***	***2***	***1***	***4***	***9,5***	***13***	***10***	***12***	***5***	***3***	***10,5***	***8***
2 Oda – 3. Küme (25)	**MAPE**	6	2	3	1	11	9	12	13	7	5	4	10	8
	MAE	6	1	3	2	11	8	12	13	7	5	4	10	9
	Ortalama	***6***	***1,5***	***3***	***1,5***	***11***	***8,5***	***12***	***13***	***7***	***5***	***4***	***10***	***8,5***
3 Oda – 1. Küme (7210)	**MAPE**	7	6	8	9	10	12	13	3	4	1	2	11	5
	MAE	7	6	9	10	8	12	13	3	4	2	1	11	5
	Ortalama	***7***	***6***	***8,5***	***9,5***	***9***	***12***	***13***	***3***	***4***	***1,5***	***1,5***	***11***	***5***
3 Oda – 2. Küme (80)	**MAPE**	6	5	1	2	3	7	13	8	10	9	4	11	12
	MAE	6	5	2	1	3	7	13	10	9	8	4	11	12
	Ortalama	***6***	***5***	***1,5***	***1,5***	***3***	***7***	***13***	***9***	***9,5***	***8,5***	***4***	***11***	***12***
4 Oda – 1. Küme (702)	**MAPE**	9	7	4	5	8	12	13	3	6	2	1	11	10
	MAE	9	8	5	4	6	12	13	3	7	2	1	10	11
	Ortalama	***9***	***7,5***	***4,5***	***4,5***	***7***	***12***	***13***	***3***	***6,5***	***2***	***1***	***10,5***	***10,5***
	MAPE	6	11	12	8	9	7	13	4	5	2	1	3	10

4 Oda – 2. Küme (256)	**MAE**	6	11	10	7	8	9	13	4	5	2	1	3	12
	Ortalama	***6***	***11***	***11***	***7,5***	***8,5***	***8***	***13***	***4***	***5***	***2***	***1***	***3***	***11***
4 Oda – 3. Küme (28)	**MAPE**	10	6	11	1	2	5	12	9	8	7	3	13	4
	MAE	8	6	7	1	2	4	11	10	5	9	3	13	12
	Ortalama	***9***	***6***	***9***	***1***	***2***	***4,5***	***11,5***	***9,5***	***6,5***	***8***	***3***	***13***	***8***
5 Oda (115)	**MAPE**	10	9	1	2	5	11	13	6	8	4	3	7	12
	MAE	10	9	1	2	5	11	13	6	7	4	3	8	12
	Ortalama	***10***	***9***	***1***	***2***	***5***	***11***	***13***	***6***	***7,5***	***4***	***3***	***7,5***	***12***
6 Oda (47)	**MAPE**	7	3	1	2	4	10	12	13	9	6	5	8	11
	MAE	7	3	1	2	4	10	12	13	9	6	5	8	11
	Ortalama	***7***	***3***	***1***	***2***	***4***	***10***	***12***	***13***	***9***	***6***	***5***	***8***	***11***
Genel Ortalama		***7,36***	***6,09***	***4,5***	***3,41***	***5,77***	***9,23***	***12,59***	***7,86***	***7,73***	***4,73***	***<u>2,91</u>***	***9,09***	***9,73***

Çizelge 4.55. Sincan ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		ElasticNet	**MARS**	**AdaBoost**	**XGBoost**	**RF**	**YSA**
1 Oda (17)	**MAPE**	2	3	5	4	6	1
	MAE	3	2	5	4	6	1
	Ortalama	***2,5***	***2,5***	***5***	***4***	***6***	***1***
2 Oda – 1. Küme (536)	**MAPE**	6	4	5	1	3	2
	MAE	6	4	5	2	3	1
	Ortalama	***6***	***4***	***5***	***1,5***	***3***	***1,5***
2 Oda – 2. Küme (158)	**MAPE**	2	5	1	3	6	4
	MAE	3	6	1	4	5	2
	Ortalama	***2,5***	***5,5***	***1***	***3,5***	***5,5***	***3***
2 Oda – 3. Küme (25)	**MAPE**	2	3	6	4	5	1
	MAE	2	3	6	4	5	1
	Ortalama	***2***	***3***	***6***	***4***	***5***	***1***
3 Oda – 1. Küme (7210)	**MAPE**	2	3	6	4	5	1
	MAE	2	3	6	5	4	1
	Ortalama	***2***	***3***	***6***	***4,5***	***4,5***	***1***
3 Oda – 2. Küme (80)	**MAPE**	3	4	2	1	6	5
	MAE	2	3	5	1	6	4
	Ortalama	***2,5***	***3,5***	***3,5***	***1***	***6***	***4,5***
4 Oda – 1. Küme (702)	**MAPE**	4	2	5	6	3	1
	MAE	3	6	4	5	2	1
	Ortalama	***3,5***	***4***	***4,5***	***5,5***	***2,5***	***1***
4 Oda – 2. Küme (256)	**MAPE**	5	3	4	1	6	2
	MAE	3	2	5	4	6	1
	Ortalama	***4***	***2,5***	***4,5***	***2,5***	***6***	***1,5***
4 Oda – 3. Küme (28)	**MAPE**	5	6	1	3	4	2
	MAE	5	6	1	2	3	4
	Ortalama	***5***	***6***	***1***	***2,5***	***3,5***	***3***
5 Oda (115)	**MAPE**	6	5	1	2	3	4
	MAE	6	5	1	4	2	3
	Ortalama	***6***	***5***	***1***	***3***	***2,5***	***3,5***
6 Oda (47)	**MAPE**	2	3	4	5	6	1
	MAE	2	3	4	5	6	1
	Ortalama	***2***	***3***	***4***	***5***	***6***	***1***
Genel Ortalama		***3,45***	***3,82***	***3,77***	***3,36***	***4,59***	***<u>2</u>***

Sincan ilçesi kapsamında genel model performansları Çizelge 4.54 ve Çizelge 4.55'de gösterilmektedir. Bu çizelgelerden görülebileceği üzere öncül modeller içerisinde tüm veri seti kapsamında en iyi model 2,91 ortalama sıralama puanı ile XGBoost olurken meta modeller açısından ise 2,0 ortalama sıralama puanı ile YSA en iyi performans gösteren modeller olmuştur. Her ne kadar her bir veri seti kapsamında farkı modeller daha iyi sonuçlar sergilemiş olsalar da eğer Sincan ilçesi kapsamında tek bir öncül model veya tek bir meta model seçilmesi gerekir ise bu modellerin seçilmesi uygun olacaktır.



Şekil 4.13. Sincan ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler

Şekil 4.13'de Sincan ilçesi kapsamında oluşturulan tüm veri kümeleri ve tüm öncül modeller için özellik seçimi sonrasında en çok kullanılan ilk 15 değişkene ait kullanım oranları sunulmaktadır. Burada oluşturulan sıralama modelleme esnasında özellik seçim aşamasında en çok seçilen özelliklere göre yapılan bir sıralama ile elde edilmiştir. Bu neticede Şekil 4.10'da da görülmekte olduğu üzere Yıl(2021) değişkeni modellerin oluşturulmasında en çok seçilen özellik iken sırasıyla Isı Yalıtım, Otopark ve Bulunduğu Kat gibi özellikler bu özelliklerin hemen ardından gelmektedir. Ayrıca burada da diğer ilçelerde olduğu gibi Ay (5), Ay (6), Ay (1), Gün ve Yıl (2021) gibi zaman değişkenlerinin varlığı tahmin edilebileceği gibi çok dalgalı olan bir periyot kapsamında zaman kavramının önemini ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.56. Yenimahalle ilçesine ait tüm model sonuçları

		1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 Oda – 1. Küme (167)	MARS	0,097	80992	***1,01***	***11,95***	0,11	119248	***1,02***	26,78	0,08	60091	***1,01***	***7,41***	0,1	80737	***1,01***	***10,66***	0,104	105961	***1,01***	***12,88***	0,098	89406	***1,01***	***13,94***
	ÇDR	0,12	89930	***1,02***	***11,44***	0,241	258517	1,07	31,81	0,099	75616	***1,01***	***7,5***	0,156	123774	***1,03***	***11,24***	0,251	284324	1,06	25,98	0,173	166432	1,04	17,59
	Lasso	0,114	93160	***1,03***	***10,76***	**0,074**	**86210**	***1***	***11,3***	0,096	81289	***1,02***	***11,02***	0,093	74240	***1***	***8,96***	0,083	83260	***1,01***	***8,39***	0,092	83632	***1,01***	***10,09***
	Ridge	0,098	74492	***1,02***	***9,42***	0,111	98804	***1,02***	***14,08***	0,066	57055	***1,01***	***7,08***	0,072	60242	***1,01***	***7,26***	0,083	85217	***1,01***	***8,16***	0,086	75162	***1,01***	***9,2***
	ElasticNET	0,139	105360	***1,02***	***11,86***	0,133	127159	1,03	***13,41***	0,107	87280	***1,01***	***10,58***	0,113	93108	***1,01***	***10,88***	0,11	105249	***1,03***	***11,09***	0,12	103631	***1,02***	***11,56***
	KNN	0,152	119384	***1,03***	***12,51***	0,15	145544	1,04	19,77	0,125	105569	1,04	***14,16***	0,102	87030	***1,01***	***10,38***	0,169	155566	1,03	24,82	0,14	122619	1,03	16,33
	DVR	0,275	196314	1,07	19,94	0,278	296112	1,11	29,07	0,202	163728	1,06	15,42	0,128	101296	***1,03***	***11,77***	0,236	274089	1,06	22,28	0,224	206308	1,07	19,7
	LGBM	0,165	120404	1,03	17,25	0,137	125595	1,05	***14,6***	0,122	97559	1,03	***12,1***	0,106	90102	***1,01***	***10,61***	0,108	116336	***1,02***	***10,62***	0,128	109999	***1,03***	***13,04***
	RF	0,145	106561	***1,03***	***11,53***	0,159	157020	1,06	24,95	0,108	83575	***1,02***	***9,78***	0,078	63904	***1,02***	***7,34***	0,121	119624	***1,03***	***12,04***	0,122	106137	***1,03***	***13,13***
	CatBoost	0,107	78194	***1,02***	***9,31***	0,128	121054	1,05	17,64	0,063	51357	***1,01***	***7,02***	0,065	**51835**	***1,01***	***6,63***	0,088	85204	***1,02***	***8,98***	0,09	77529	***1,02***	***9,92***
	XGBoost	**0,077**	**58226**	***1,02***	***7,57***	0,111	120486	1,03	21,09	**0,061**	**48906**	***1,01***	***6,18***	**0,063**	56146	***1,01***	***6,87***	**0,054**	**57083**	***1,01***	***6,72***	**0,073**	**68169**	***1,02***	***9,69***
	AdaBoost	0,101	81494	***1,02***	***10,95***	0,121	124791	1,04	22,43	0,072	57511	***1,01***	***6,87***	0,078	66572	***1,01***	***7,81***	0,087	88764	***1,02***	***7,88***	0,092	83826	***1,02***	***11,19***
	YSA	0,114	96920	***1,03***	***13,33***	0,139	142545	1,03	20,31	0,124	107684	***1,03***	***11,11***	0,089	79215	***1,01***	***9,02***	0,202	222924	***1,03***	***12,46***	0,134	129858	***1,03***	***13,25***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,078	58786	***1,02***	***7,6***	0,102	102262	***1,02***	***19,55***	**0,047**	40806	***1***	***6,44***	0,059	48529	***1***	***6,12***	0,055	58399	***1***	***5,43***	0,068	61756	***1,01***	***9,03***
	MARS	0,066	51081	***1,01***	***8,05***	0,102	101769	***1,02***	***12,09***	0,052	46037	***1***	***7,53***	0,058	47855	***1***	***6,57***	0,06	62676	***1***	***6,67***	0,068	61884	***1,01***	***8,18***
	AdaBoost	0,054	**43404**	***1,01***	***6,53***	0,073	69863	***1,02***	***13,36***	0,052	46281	***1,01***	***7,52***	**0,043**	**36113**	***1***	***4,3***	0,057	56845	***1***	***10,08***	0,056	50501	***1,01***	***8,36***
	XGBoost	**0,053**	46041	***1,01***	***7,15***	0,072	70327	***1,02***	***9,67***	0,053	46592	***1,01***	***7,42***	0,055	43987	***1***	***5,7***	0,058	57940	***1***	***8,02***	0,058	52977	***1,01***	***7,59***
	RF	0,055	45438	***1,01***	***6,77***	**0,068**	**61914**	***1,02***	***16,09***	0,048	**40711**	***1,01***	***7,38***	0,048	39106	***1***	***4,81***	**0,053**	**53034**	***1***	***5,07***	**0,054**	**48041**	***1,01***	***8,02***
	YSA	0,065	57515	***1,02***	***6,52***	0,093	96120	***1,02***	***18,68***	0,048	42089	***1,01***	***6,46***	0,057	48211	***1,01***	***6,77***	0,055	56066	***1,01***	***5,75***	0,064	60000	***1,01***	***8,84***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 Oda – 2. Küme (174)	MARS	0,087	70872	***1,01***	***8,55***	0,093	99695	***1,02***	***8,99***	0,08	62209	***1***	***12,37***	0,091	88393	***1,01***	***9,24***	0,093	109789	***1,01***	***14,43***	0,089	86192	***1,01***	***10,72***
	ÇDR	0,079	66406	***1,01***	***8,5***	0,114	133654	***1,01***	***13,99***	0,096	71095	***1,01***	***8,4***	0,093	83785	***1,01***	***8,46***	0,124	133490	***1***	***14,18***	0,101	97686	***1,01***	***10,71***
	Lasso	0,071	61079	***1,01***	***6,57***	0,094	99664	***1,02***	***9,28***	0,09	66522	***1,01***	***9,47***	0,077	67304	***1,01***	***7,56***	0,075	84058	***1,01***	***10,1***	0,081	75725	***1,01***	***8,6***
	Ridge	0,058	46998	***1,01***	***5,84***	0,082	94321	***1,01***	***9,23***	0,088	65186	***1***	***8,88***	**0,072**	**69045**	***1,01***	***7,01***	0,081	91867	***1,01***	***8,59***	0,076	73483	***1,01***	***7,91***
	ElasticNET	0,088	70976	***1,01***	***8,7***	0,094	99535	***1,01***	***8,91***	0,101	75175	***1***	***9,46***	0,108	103071	***1,01***	***10,87***	0,083	98014	***1,01***	***10,53***	0,095	89354	***1,01***	***9,69***
	KNN	0,088	77321	***1,01***	***8,58***	**0,073**	**79986**	***1,01***	***7,36***	0,097	75314	***1,02***	***9,79***	0,103	94886	***1,01***	***10,67***	0,082	96147	***1,01***	***7,52***	0,089	84731	***1,01***	***8,78***
	DVR	0,182	139289	***1,02***	***12,26***	0,225	275601	1,03	16,24	0,264	184468	***1,02***	***11,98***	0,105	99213	***1,02***	***10,55***	0,227	274396	1,03	***14,83***	0,201	194593	***1,02***	***13,17***
	LGBM	0,077	64381	***1***	***7,99***	0,097	106620	***1,01***	***9,81***	0,075	54579	***1,01***	***7,13***	0,089	85985	***1,01***	***8,98***	**0,078**	**86931**	***1,01***	***7,98***	0,083	79699	***1,01***	***8,38***
	RF	0,064	53961	***1,01***	***5,59***	0,102	119333	***1,02***	***11,35***	0,096	70471	***1,01***	***6,9***	0,077	76731	***1,01***	***7,76***	0,088	101194	***1,01***	***9,89***	0,085	84338	***1,01***	***8,3***
	CatBoost	0,056	47752	***1,01***	***5,65***	0,096	111152	***1,01***	***10,27***	0,067	49500	***1***	***6,94***	0,087	83243	***1,01***	***8,77***	0,086	96942	***1,01***	***9,48***	0,078	77718	***1,01***	***8,22***
	XGBoost	**0,037**	**32105**	***1***	***3,72***	0,079	86596	***1,01***	***7,91***	**0,056**	**41779**	***1***	***5,56***	0,08	75959	***1,01***	***8,04***	0,081	90156	***1,01***	***8,89***	**0,067**	**65319**	***1,01***	***6,82***
	AdaBoost	0,054	46157	***1,01***	***5,68***	0,106	120823	***1,01***	***11,1***	0,101	75155	***1,01***	***10,43***	0,097	96124	***1,01***	***9,74***	0,079	86561	***1,01***	***8***	0,087	84964	***1,01***	***8,99***
	YSA	0,087	72664	***1,01***	***8,46***	0,135	156185	***1,02***	***11,82***	0,093	70702	***1,01***	***9,49***	0,117	113806	***1,01***	***10,46***	0,195	229206	***1,02***	***12,3***	0,125	128513	***1,01***	***10,51***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,045	38361	***1***	***4,64***	0,077	81937	***1,01***	***7,3***	0,055	40746	***1***	***5,98***	0,071	66506	***1,01***	***7,12***	0,066	75538	***1,01***	***6,75***	0,063	60618	***1,01***	***6,36***
	MARS	0,042	36216	***1,01***	***4,24***	0,075	80911	***1,01***	***7,72***	0,055	40669	***1***	***5,95***	0,066	60551	***1***	***6,7***	0,07	78457	***1***	***7,06***	0,062	59361	***1***	***6,33***

	AdaBoost	0,041	36736	***1,01***	***5,17***	**0,064**	**71374**	***1,01***	***6,44***	0,055	41345	***1,01***	***5,53***	0,061	56592	***1,01***	***6,31***	**0,061**	**69340**	***1***	***6,75***	**0,056**	**55077**	***1,01***	***6,04***
	XGBoost	0,041	35697	***1***	***4***	0,075	80140	***1,01***	***7,44***	0,052	38260	***1***	***5,24***	0,067	62844	***1***	***6,68***	0,064	74239	***1***	***7,33***	0,06	58236	***1***	***6,14***
	RF	**0,038**	**30641**	***1***	***4,96***	0,074	82682	***1,01***	***7,43***	0,056	40949	***1,01***	***5,29***	**0,059**	**55289**	***1,01***	***5,88***	0,064	73054	***1***	***6,89***	0,058	56523	***1,01***	***6,09***
	YSA	0,043	37676	***1,01***	***4,34***	0,075	83580	***1,01***	***7,55***	**0,049**	**37988**	***1,01***	***6,3***	0,066	61629	***1,01***	***6,91***	0,067	79508	***1***	***7,54***	0,06	60076	***1,01***	***6,53***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
1 Oda – 3. Küme (14)	MARS	0,155	75500	***1,01***	30,99	0,421	614430	1,57	31,47	0,388	100624	1,06	19,62	0,195	66646	1,03	24,36	0,292	128026	1,08	24,08	0,29	197045	1,15	26,1
	ÇDR	0,192	82202	0,96	45,33	0,236	**134743**	1,12	***13,68***	0,057	16773	***1,01***	***4,99***	0,206	102192	1,05	22,64	0,184	148939	1,08	22,76	0,175	**96970**	1,04	21,88
	Lasso	0,279	111313	0,95	28,95	0,214	432213	1,28	15,83	0,298	72246	1,06	24,22	0,384	108709	0,79	38,64	0,03	15353	***1,01***	***2,96***	0,241	147967	***1,02***	22,12
	Ridge	0,087	46542	***1***	***9,64***	**0,146**	315597	1,14	16,44	0,053	17174	***1***	***7,88***	0,091	35456	***1,01***	***5,01***	0,297	135784	1,07	22,09	0,135	110111	1,04	***12,21***
	ElasticNET	0,083	51794	***1,02***	***5,92***	0,188	478669	1,27	20,27	0,05	16016	***0,99***	***3,24***	**0,035**	**9508**	***0,99***	***2,46***	0,263	137129	1,04	***13,21***	**0,124**	138623	1,06	***9,02***
	KNN	0,283	200500	1,16	29,53	0,386	933500	2,09	115,7	0,248	89167	1,06	23,28	0,157	52111	***1***	31,45	0,35	168250	1,07	21,94	0,285	288706	1,28	44,38
	DVR	0,381	239667	1,32	38,15	0,689	105297 3	2,59	111,5	0,454	116270	1,06	19,12	0,469	220990	1,25	50,29	0,312	258471	1,14	40,79	0,461	377674	1,47	51,97
	LGBM	0,835	329515	1,32	38,15	0,842	104866 7	2,76	127,9	1,561	444606	1,06	19,62	1,088	297394	1,26	35,06	0,386	220000	1,13	37,86	0,942	468036	1,51	51,72
	RF	0,233	116517	1,13	17,75	0,447	817897	1,97	64,44	0,095	26069	***1,02***	***10,6***	0,338	141364	1,14	18	0,036	20605	***1,01***	***3,63***	0,23	224490	1,25	22,88
	CatBoost	0,165	88989	1,06	20,63	0,384	797721	1,84	59,42	0,044	14765	***1***	***2,1***	0,128	66206	1,07	***9,19***	**0,029**	**13002**	***1,01***	***2,89***	0,15	196137	1,2	18,85
	XGBoost	**0,05**	**37443**	***1,02***	***4,99***	0,258	719430	1,63	31,7	**0,016**	**5348**	***1***	***2,4***	0,078	30744	***1***	***9,2***	0,394	211295	1,05	15,96	0,159	200852	1,14	***12,85***
	AdaBoost	0,378	149667	1,1	37,77	0,309	773000	1,68	43,46	0,212	78333	1,05	17,77	0,194	92417	***0,99***	***2,38***	0,56	259750	1,12	34,81	0,331	270633	1,19	27,24
	YSA	0,29	241545	1,26	37,91	0,567	847254	1,86	76,4	0,143	50109	***1,02***	***9,59***	0,193	115262	1,09	15,38	0,335	222347	1,13	38,32	0,306	295303	1,27	35,52
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,051	24304	***0,99***	***1,4***	**0,107**	**87616**	1,07	***5,85***	0,035	10298	***1***	***6,48***	0,071	40296	***1,04***	***7,38***	0,202	112438	1,07	19,75	0,093	54990	***1,03***	***8,17***
	MARS	0,141	101780	1,07	***11,43***	0,161	335495	1,13	17,02	0,044	13413	***1***	***6,96***	0,044	18737	***1,02***	***3,54***	0,204	154722	1,08	24,42	0,119	124829	1,06	***12,67***
	AdaBoost	0,04	38556	***1,03***	***4,05***	0,25	663667	1,54	24,9	**0,028**	**8333**	***1***	***6,17***	0,111	61667	0,95	***19,33***	**0,02**	**12500**	***0,99***	***2***	0,09	156945	1,1	***11,29***
	XGBoost	0,083	53718	***1,01***	***6,54***	0,234	686754	1,56	23,39	0,123	41900	1,04	***11,48***	0,022	14759	***0,99***	***1,78***	0,105	52370	***1,03***	***10,12***	0,113	169900	1,13	***10,66***
	RF	**0,025**	**22394**	***1,02***	***2,49***	0,288	699187	1,64	28,84	0,088	29733	***1,02***	***7,15***	**0,023**	**7600**	***1,01***	***2,35***	0,055	28935	***1,01***	***2,96***	0,096	157570	1,14	***8,76***
	YSA	0,038	24369	***0,98***	***3,63***	0,138	183674	1,1	10,99	0,038	14779	***0,99***	***4,27***	0,024	13032	***1,01***	***1,4***	0,08	58255	***1,03***	***8,48***	**0,064**	**58822**	***1,02***	***5,75***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
2 Oda – 1. Küme (238)	MARS	0,354	162300	1,05	29,66	0,191	151775	1,04	22,26	0,258	117443	***1,02***	25,63	0,237	131501	1,07	22,28	0,207	173181	1,03	21,11	0,249	147240	1,04	24,19
	ÇDR	0,198	104521	1,07	19,58	0,221	184086	1,07	25,57	0,24	130285	1,05	23,96	0,172	97674	***1,02***	18,32	0,197	172347	1,02	23,89	0,206	137783	1,05	22,26
	Lasso	0,244	121830	***1***	24,86	**0,121**	**91544**	***1,02***	***11,92***	0,192	**92619**	1,03	18,26	0,176	91079	***1,02***	17,64	0,169	124317	1,06	16,78	0,18	104278	1,03	17,89
	Ridge	**0,176**	**79149**	***0,98***	18,58	0,152	105277	***1,01***	16,15	**0,183**	94055	***1***	17,38	0,19	97502	1,04	18,58	**0,133**	**105980**	1,03	***14,11***	0,167	**96393**	***1,01***	16,96
	ElasticNET	0,296	135043	***1,01***	28,49	0,239	153846	1,06	27,23	0,237	122907	***1,02***	21,43	0,219	117775	1,08	20,27	0,196	172449	1,08	19,48	0,237	140404	1,05	23,38
	KNN	0,338	158646	1,1	25,73	0,233	191844	1,08	37,49	0,294	163750	1,1	31,32	0,236	154896	1,04	27,14	0,264	276141	1,1	32,3	0,273	189055	1,08	30,8
	DVR	0,559	232264	1,22	31,03	0,43	364280	1,34	48,23	0,486	259629	1,27	42,51	0,507	275176	1,32	39,34	0,373	378134	1,26	37,24	0,471	301897	1,28	39,67
	LGBM	0,259	116231	1,1	26,02	0,174	135897	1,06	18,02	0,228	125250	1,07	22,48	0,185	111162	1,07	18,4	0,174	179339	1,08	21,25	0,204	133576	1,08	21,23
	RF	0,334	145685	1,12	22,97	0,2	155913	1,11	22,45	0,305	150405	1,12	26,69	0,259	128502	1,11	22,05	0,201	206475	1,11	23,4	0,26	157396	1,11	23,51
	CatBoost	0,191	95444	1,06	19,36	0,153	112401	1,06	15,67	0,202	101370	1,07	19,07	0,185	101846	1,08	17,01	0,164	173317	1,08	16,51	0,179	116876	1,07	17,52
	XGBoost	0,212	100436	1,09	20,54	0,123	92209	1,04	16,86	0,19	100687	1,06	18,03	**0,147**	**89291**	1,04	15,28	0,15	157127	1,07	17,27	**0,164**	107950	1,06	17,6
	AdaBoost	0,302	143789	1,11	26,9	0,195	167483	1,08	31,58	0,265	145996	1,1	32,02	0,192	108577	1,06	22,31	0,183	190211	1,08	22,38	0,227	151211	1,09	27,04
	YSA	0,246	124096	1,03	26,99	0,188	150523	1,09	19,23	0,215	123992	1,05	21,77	0,209	129090	1,07	19,74	0,198	214451	1,09	23,15	0,211	148430	1,07	22,18

Meta Modeller																								
ElasticNET	0,149	74861	***1,01***	***14,94***	0,114	79814	***1***	***11,37***	0,149	72884	***1,02***	***14,68***	0,151	76984	***1,03***	15,53	0,112	91742	1,04	***11,6***	0,135	79257	***1,02***	***13,62***
MARS	0,149	75553	***1***	15,04	0,107	86566	***1,01***	***10,39***	0,14	76459	***1,02***	***14,94***	0,111	71535	***1,01***	***11,13***	0,109	**85958**	***1,02***	***10,9***	0,123	79214	***1,01***	***12,48***
AdaBoost	0,138	75960	***1,01***	***13,84***	0,121	105207	***1,02***	***11,86***	0,15	76080	***1,03***	***14,35***	0,122	75563	***1,04***	***14***	0,111	106545	1,04	***11,14***	0,128	87871	***1,03***	***13,04***
XGBoost	0,145	77359	***1,01***	***14,88***	0,103	83757	***1,01***	***10,29***	0,134	67400	***1,03***	***12,55***	**0,111**	**68298**	***1,03***	***12,16***	0,111	118389	1,05	***12,43***	0,121	83041	***1,03***	***12,46***
RF	**0,135**	73814	***1,01***	***14,46***	0,111	85803	***1,03***	***11,17***	0,14	72320	***1,03***	***12,73***	0,117	70332	***1,03***	***13,59***	0,114	112231	1,06	***11,52***	0,123	82900	***1,03***	***12,69***
YSA	0,143	**73709**	***1,03***	***14,48***	**0,101**	**77113**	***1,01***	***10,68***	**0,131**	**65135**	***1,03***	***13,37***	0,113	72022	***1,02***	***12,39***	**0,103**	99564	1,05	***10,32***	**0,118**	**77509**	***1,03***	***12,25***
2 Oda – 2. Küme (182)	**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,108	115370	***1,01***	***10,76***	0,12	166159	***1,01***	***12,95***	0,15	218312	1,05	***14,94***	0,112	124720	***1,01***	***9,88***	0,114	161426	***1,02***	***11,3***	0,121	157197	***1,02***	***11,97***
ÇDR	0,085	96983	***1,01***	***8,7***	0,12	154838	***1,02***	***13,57***	0,118	174558	1,04	***11,72***	0,085	96639	***1,01***	***8,37***	0,089	134788	***1***	***8,64***	0,099	131561	***1,02***	***10,2***
Lasso	0,094	105445	***1***	***11,19***	0,115	148714	***1,02***	***11,92***	0,131	206853	1,05	***13,83***	0,079	84904	***1***	***7,54***	0,086	127604	***1***	***10,35***	0,101	134704	***1,01***	***10,97***
Ridge	0,083	90370	***1,01***	***8,28***	0,089	112265	***1,01***	***9,04***	0,098	153168	***1,03***	***9,39***	0,08	84746	***1***	***7,75***	**0,075**	**106589**	***1,01***	***7,31***	0,085	109428	***1,01***	***8,35***
ElasticNET	0,124	135610	***1,01***	***13,99***	0,117	153801	***1,02***	***13,13***	0,115	188682	1,04	***13,6***	0,102	106855	***1,01***	***9,88***	0,109	161459	***1,01***	***10,92***	0,113	149281	***1,02***	***12,3***
KNN	0,137	148944	***1,02***	***13,96***	0,119	169558	***1,02***	***12,08***	0,16	234803	1,06	16,25	0,125	128898	***1,01***	***12,7***	0,133	198466	***1,01***	***13,21***	0,135	176134	***1,02***	***13,64***
DVR	0,224	221434	***1,03***	***12,94***	0,166	226148	1,04	16,4	0,288	435644	1,13	28,64	0,207	199861	1,03	15,2	0,25	421732	1,04	17,15	0,227	300964	1,05	18,07
LGBM	0,086	88531	***1,01***	***8,55***	0,107	150066	***1,01***	***11,23***	0,142	211364	1,05	16,49	0,081	89435	***1,01***	***8,29***	0,1	146061	***1,01***	***10,53***	0,103	137091	***1,02***	***11,02***
RF	0,099	98514	***1,02***	***8,85***	0,083	114720	***1,02***	***8,5***	0,163	240970	1,07	16,14	0,1	102188	***1,01***	***8,11***	0,108	159714	***1,02***	***10,97***	0,111	143221	***1,03***	***10,51***
CatBoost	0,061	63085	***1,01***	***6,53***	0,09	126553	***1,01***	***9,53***	0,115	186003	1,05	***13,49***	0,061	65188	***1***	***5,6***	0,098	143092	***1,02***	***9,92***	0,085	116784	***1,02***	***9,01***
XGBoost	**0,05**	**51834**	***1,01***	***5,07***	**0,076**	**105096**	***1,01***	***7,76***	**0,095**	**149762**	1,04	***11,75***	**0,051**	**52557**	***1***	***4,94***	0,102	150642	***1,01***	***10,7***	**0,075**	**101978**	***1,01***	***8,04***
AdaBoost	0,108	112119	***1,02***	***10,8***	0,114	166152	***1,01***	***13,62***	0,136	213315	1,06	13,6	0,075	82384	***1,01***	***7,76***	0,161	253449	1,02	15,62	0,119	165484	***1,02***	***12,28***
YSA	0,122	126917	***1,01***	***12,32***	0,106	152334	***1,02***	***11,12***	0,19	301431	1,08	19,23	0,121	126297	***1,01***	***11,76***	0,155	238070	1,03	***13,66***	0,139	189010	1,03	***13,62***
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,067	72497	***1***	***6,45***	0,076	98840	***1,01***	***7,44***	**0,076**	**125256**	***1,03***	***7,43***	0,063	66984	***1***	***5,8***	0,083	118607	***1***	***8,71***	0,073	96437	***1,01***	***7,17***
MARS	0,055	59586	***1,01***	***5,44***	0,073	96716	***1,01***	***7,37***	0,08	121471	***1,03***	***8,11***	0,052	56079	***1***	***5***	0,086	124993	***1,01***	***8,98***	0,069	91769	***1,01***	***6,98***
AdaBoost	0,053	56194	***1,01***	***5,25***	**0,065**	**89720**	***1,01***	***7,19***	0,083	135882	***1,03***	***8,6***	0,047	51784	***1***	***3,82***	0,09	125857	***1,01***	***12,75***	0,068	91887	***1,01***	***7,52***
XGBoost	0,05	56054	***1***	***4,72***	0,077	105137	***1,01***	***7,99***	0,089	141222	***1,03***	***8,8***	0,048	51664	***1***	***4,67***	**0,076**	**108075**	***1,01***	***9,22***	0,068	92430	***1,01***	***7,08***
RF	0,054	58638	***1,01***	***5,32***	0,076	100400	***1,01***	***7,77***	0,095	150379	1,04	***9,63***	0,054	58105	***1,01***	***4,71***	0,088	123013	***1,01***	***9,05***	0,073	98107	***1,02***	***7,3***
YSA	**0,05**	**54719**	***1,01***	***5,18***	0,07	93419	***1,01***	***7,05***	0,078	121732	***1,03***	***8,7***	**0,047**	**49503**	***1***	***4,67***	0,076	108146	***1,01***	***9,55***	**0,064**	**85504**	***1,01***	***7,03***
2 Oda – 3. Küme (161)	**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,107	85598	***1,02***	***14,78***	0,127	146849	***1,02***	***13,1***	0,09	99259	***1,03***	***9,56***	0,048	49341	***1***	***4,79***	0,12	168543	1,03	15,55	0,098	109918	***1,02***	***11,56***
ÇDR	0,083	94307	***0,98***	***8,35***	0,133	142936	1,03	***13,24***	0,107	124726	***1,02***	***11,72***	0,091	95766	***1,01***	***9,78***	0,152	211234	***1,02***	15,19	0,113	133794	***1,01***	***11,66***
Lasso	**0,067**	**55690**	***0,98***	***6,7***	0,107	113428	***1***	***10,65***	0,085	92364	***1,02***	***8,45***	0,084	70327	***1,01***	***8,75***	0,107	143281	***1,02***	***11,17***	0,09	95018	***1,01***	***9,14***
Ridge	0,078	81575	***0,99***	***7,19***	0,097	93987	***1***	***9,6***	0,068	90036	***1***	***7,8***	0,053	51588	***1***	***7,53***	**0,07**	**100042**	***1,01***	***6,97***	0,073	83446	***1***	***7,82***
ElasticNET	0,106	98001	***0,98***	***10,81***	0,097	117135	***1***	***9,73***	0,073	74207	***1,01***	***7,64***	0,07	66312	***1***	***7***	0,099	142957	***1,02***	***9,61***	0,089	99722	***1***	***8,96***
KNN	0,113	97856	1,03	***10,9***	0,131	150165	1,03	***12,62***	0,106	117723	***1,02***	***10,94***	0,107	100578	0,99	***11,73***	0,158	209718	***1***	***12,2***	0,123	135208	***1,01***	***11,68***
DVR	0,376	276714	1,14	31,3	0,221	217091	1,1	25,1	0,267	274052	1,11	27,43	0,295	232454	1,08	22,9	0,199	288418	1,05	16,7	0,272	257746	1,1	24,69
LGBM	0,098	103267	***1***	***8,96***	0,097	114694	***1,01***	***13,69***	0,101	106689	***1,02***	***11,21***	0,074	68760	***1***	***8,66***	0,126	183203	***1,02***	15,11	0,099	115323	***1,01***	***11,53***
RF	0,114	95821	***1,03***	***10,89***	0,094	113172	***1,02***	***11,58***	0,103	118086	***1,03***	***10,66***	0,068	73178	***1***	***6,67***	0,137	195084	***1,02***	***10,28***	0,103	119068	***1,02***	***10,02***
CatBoost	0,069	68608	***1,01***	***6,94***	0,076	96101	***1,02***	***10,5***	0,068	81710	***1,02***	***9,66***	**0,038**	**38816**	***1***	***3,66***	0,09	131311	***1,02***	***8,56***	**0,068**	83309	***1,01***	***7,86***
XGBoost	0,069	64312	***1***	***6,89***	**0,063**	**82233**	***1,01***	***9,97***	**0,065**	**71937**	***1***	***8,19***	0,053	50673	***0,99***	***5,72***	0,097	139564	***1,01***	***9,1***	0,069	**81744**	***1***	***7,97***
AdaBoost	0,141	121406	1,03	***14,05***	0,1	130902	***1,01***	20,47	0,078	101672	***1,03***	***9,72***	0,086	84028	***0,98***	***9,26***	0,117	165367	***1,01***	***11,02***	0,104	120675	***1,01***	***12,9***

	YSA	0,111	101343	1,04	***11,46***	0,123	144964	***1,02***	23,52	0,13	176365	1,04	***13,05***	0,106	101217	***1,01***	***10,2***	0,119	169529	***1,02***	***11,93***	0,118	138684	***1,03***	***14,03***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	**0,07**	**78081**	***0,99***	***6,32***	0,07	76755	***1,01***	***8,07***	**0,042**	55206	***1,01***	***4,15***	0,048	48359	***1***	***4,86***	0,069	103002	***1,01***	***6,75***	0,06	72281	***1***	***6,03***
	MARS	0,074	81053	***1***	***7,94***	0,07	89154	***1,01***	***7,25***	0,043	**52117**	***1,01***	***4,55***	0,041	41602	***1***	***4,35***	**0,069**	**103002**	***1,01***	***6,75***	0,059	73386	***1,01***	***6,17***
	AdaBoost	0,079	73739	***1,01***	***7,51***	**0,056**	**71451**	***1,02***	***7,29***	0,05	62298	***1,01***	***5,03***	0,033	35271	***1***	***4,19***	0,073	104428	***1,01***	***6,73***	0,058	69437	***1,01***	***6,15***
	XGBoost	0,076	81094	***1***	***7,33***	0,057	77906	***1,02***	***5,79***	0,057	86159	***1,02***	***5,92***	0,039	38475	***1***	***3,83***	0,073	109556	***1,01***	***7,34***	0,06	78638	***1,01***	***6,04***
	RF	0,081	84999	***1***	***7,43***	0,06	75766	***1,02***	***8,62***	0,05	68283	***1,01***	***5,27***	**0,032**	**30899**	***1***	***3,04***	0,073	110160	***1,02***	***7,07***	0,059	74021	***1,01***	***6,29***
	YSA	0,064	65697	***1***	***6,36***	0,069	77669	***1***	***7,48***	0,043	53400	***1***	***4,34***	0,04	37585	***1***	***4,34***	0,069	103225	***1,01***	***7,39***	**0,057**	**67515**	***1***	***5,98***
3 Oda – 1. Küme (256)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,148	155195	***1,02***	***13,72***	0,127	164868	***1***	15,97	0,162	240887	1,05	16,23	0,111	148489	***1,02***	***12,32***	0,137	228045	1,04	***13,67***	0,137	187497	1,03	***14,38***
	ÇDR	0,114	127672	***1,02***	***11,17***	0,133	151297	***1***	***13,3***	0,169	263715	1,04	17,78	0,099	135584	***1***	***12,37***	0,137	230535	1,04	***14,38***	0,13	181761	***1,02***	***13,8***
	Lasso	0,155	151399	***1***	16,87	0,13	155813	***1,01***	***13,64***	0,14	191136	1,03	15,15	0,109	145687	***1,01***	***10,96***	0,139	223033	1,04	***13,88***	0,135	173414	***1,02***	***14,1***
	Ridge	0,138	141559	***1***	***13,67***	0,118	138655	***1,02***	***11,63***	0,141	192327	1,03	15,75	0,098	132851	***1,01***	***10,98***	**0,122**	**214607**	***1,03***	***12,06***	0,123	164000	***1,02***	***12,82***
	ElasticNET	0,162	161732	1,03	17,45	0,115	134937	***1,01***	***11,42***	0,148	210273	1,03	15,45	0,103	137539	***1,01***	***12,6***	0,139	234408	1,04	***13,52***	0,133	175778	***1,02***	***14,09***
	KNN	0,257	234618	1,06	20,38	0,133	155329	***1,02***	***13,45***	0,177	266725	1,06	17,9	0,157	202324	***1,02***	15,99	0,171	291050	1,06	18,33	0,179	230009	1,04	17,21
	DVR	0,431	361319	1,12	26,86	0,183	209651	1,05	18,38	0,304	438012	1,14	32,12	0,199	231876	1,06	18,6	0,236	420837	1,09	22,58	0,271	332339	1,09	23,71
	LGBM	0,42	344183	1,12	25	0,198	217665	1,05	17,89	0,277	391426	1,13	28,87	0,196	235529	1,06	18,76	0,209	365881	1,09	22,58	0,26	310937	1,09	22,62
	RF	0,217	184827	1,05	15,11	0,109	136238	***1,01***	***12,43***	0,16	229594	1,06	15,96	0,093	125833	1,03	10,09	0,136	244883	1,05	***14,22***	0,143	184275	1,04	***13,56***
	CatBoost	0,135	117723	***1,03***	***12,98***	0,077	**93317**	***1,01***	***7,72***	0,124	192601	1,04	***12,47***	0,073	106614	***1,02***	***14,86***	0,131	226640	1,04	***13,22***	0,108	147379	***1,03***	***12,25***
	XGBoost	**0,08**	**79273**	***1,01***	***10,24***	**0,076**	97864	***1,01***	***8,58***	**0,123**	**171524**	1,03	***12,57***	**0,065**	**93981**	***1,01***	***14,59***	0,123	215992	1,04	***11,92***	**0,093**	**131727**	***1,02***	***11,58***
	AdaBoost	0,148	139487	***1,02***	***14,02***	0,112	144588	***1,01***	***11,19***	0,133	195349	1,05	***14,09***	0,085	121521	***1,01***	***14,71***	0,189	302796	1,05	***19,38***	0,133	180748	***1,03***	***14,68***
	YSA	0,156	154213	1,04	15,63	0,087	112760	***1***	***9,86***	0,174	281453	1,06	17,35	0,099	132902	***1,01***	***12,23***	0,161	279696	1,05	16,25	0,135	192205	***1,03***	***14,26***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,089	90277	***1,01***	***11,02***	0,084	105303	***1,01***	***9,72***	0,119	165211	***1,03***	***11,41***	0,068	97056	***1***	***7,13***	0,112	192530	1,04	***10,85***	0,094	130075	***1,02***	***10,03***
	MARS	0,086	91827	***1,01***	***8,87***	0,078	101097	***1,01***	***10,5***	0,113	152716	***1,03***	***11,17***	0,07	100995	***1***	***12,16***	0,114	196041	1,04	***10,98***	0,092	128535	***1,02***	***10,74***
	AdaBoost	0,085	84522	***1,01***	***8,33***	0,086	103928	***1,01***	***8,48***	0,107	147207	***1,03***	***10,74***	0,07	93325	***1***	***6,96***	0,106	181529	***1,03***	***10,28***	0,091	122102	***1,02***	***8,96***
	XGBoost	0,091	86387	***1,02***	***8,82***	0,089	108101	***1,01***	***8,93***	**0,102**	**144310**	***1,03***	***10,15***	0,082	114983	***1***	***10,68***	**0,103**	**177673**	***1,03***	***10,42***	0,093	126291	***1,02***	***9,8***
	RF	0,099	89824	***1,02***	***8,71***	0,085	108750	***1***	***8,78***	0,106	149629	***1,03***	***10,71***	0,072	102363	***1***	***8,09***	0,106	180232	***1,03***	***10,53***	0,094	126160	***1,02***	***9,36***
	YSA	**0,073**	**75843**	***1,01***	***7,64***	**0,07**	**87592**	***1,01***	***8,88***	0,115	165990	***1,03***	***11,62***	**0,061**	**88842**	***1,01***	***9,89***	0,112	207005	1,04	***11,15***	**0,086**	**125054**	***1,02***	***9,84***
3 Oda – 2. Küme (1544)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,205	125074	***1,02***	20,06	0,178	170407	1,04	16,45	0,224	175290	1,05	21,52	0,199	141910	1,03	19,55	0,189	220739	1,05	19,66	0,199	166684	1,04	19,45
	ÇDR	0,164	115209	1,04	17,88	0,185	179151	1,05	17,09	0,194	184977	1,06	20,17	0,17	132764	1,05	17,81	0,18	214606	1,03	18,96	0,179	165341	1,05	18,38
	Lasso	0,214	136232	***1,01***	20,66	0,198	175716	1,06	18,07	0,233	189166	1,05	22,15	0,2	147794	1,04	20,51	0,203	219494	1,08	20,41	0,21	173680	1,05	20,36
	Ridge	0,21	134145	***1,01***	19,7	0,201	174800	1,06	18,94	0,233	182267	1,05	22,15	0,201	146525	1,04	20,39	0,203	219973	1,08	20,45	0,21	171542	1,05	20,33
	ElasticNET	0,227	136507	***0,99***	22,03	0,197	175363	1,06	18,14	0,24	190392	1,04	22,66	0,2	144524	1,04	20,31	0,204	219967	1,08	20,52	0,214	173351	1,04	20,73
	KNN	0,218	139117	1,05	20,45	0,214	220883	1,07	21,92	0,237	225949	1,08	26,16	0,212	161660	1,06	22,24	0,242	327281	1,05	24,98	0,225	214978	1,06	23,15
	DVR	0,434	234951	1,13	27,51	0,263	297959	1,16	27,41	0,44	365380	1,27	43,8	0,291	201700	1,12	27	0,363	536471	1,16	32,48	0,358	327292	1,17	31,64
	LGBM	0,135	87911	***1,02***	***13,53***	0,141	129878	1,04	***13,81***	0,166	146005	1,06	16,56	0,138	101129	1,03	***13,64***	0,164	190544	1,05	17,95	0,149	131093	1,04	15,1
	RF	0,183	113120	1,04	15,52	0,167	152184	1,06	15,66	0,206	169449	1,09	18,96	0,217	143535	1,07	18,04	0,187	238482	1,08	19,42	0,192	163354	1,07	17,52
	CatBoost	0,125	80667	***1,01***	***13,62***	0,129	127953	1,04	***12,9***	**0,153**	139271	1,07	15,18	0,135	101768	1,03	***12,97***	**0,153**	**179794**	1,05	16,3	0,139	125891	1,04	***14,19***
	XGBoost	**0,121**	**76842**	***1,03***	***12,6***	**0,131**	**125693**	1,04	***12,94***	0,155	**138138**	1,06	15,4	**0,13**	**98796**	1,03	***12,7***	0,154	180244	1,05	16,41	**0,138**	**123943**	1,04	***14,01***

	AdaBoost	0,207	126538	1,06	16,85	0,161	154616	1,05	16,13	0,248	193924	1,1	23,29	0,197	131410	1,07	17,45	0,18	226564	1,07	18,79	0,199	166610	1,07	18,5
	YSA	0,137	101718	***1,02***	16,67	0,155	154591	1,04	15,09	0,176	172691	1,04	19,6	0,147	121450	1,04	15,6	0,183	226950	1,05	18,97	0,16	155480	1,04	17,19
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,117	77336	***1,01***	***11,59***	0,134	129923	***1,03***	***12,63***	0,152	137744	1,05	15,35	0,125	96482	***1,02***	***12,3***	0,151	**171897**	1,04	15,74	0,136	122676	***1,03***	***13,52***
	MARS	0,115	76609	***1,01***	***11,54***	0,133	128746	***1,03***	***12,25***	0,148	134506	1,05	15,12	0,123	95403	***1,02***	***12,33***	0,148	174487	1,04	15,59	0,133	121950	***1,03***	***13,37***
	AdaBoost	0,115	76651	***1,01***	***11,44***	0,132	128991	***1,03***	***13,23***	0,149	137387	1,05	***14,74***	0,127	97812	***1,02***	***12,3***	0,154	180409	1,04	15,42	0,135	124250	***1,03***	***13,43***
	XGBoost	0,111	77920	***1,01***	***11,14***	0,131	127410	***1,03***	***12,34***	0,148	133030	1,05	***14,57***	0,129	99618	***1,03***	***12,62***	0,152	179941	1,04	15,17	0,134	123584	***1,03***	***13,17***
	RF	0,113	76897	***1,01***	***11,17***	0,133	125854	***1,03***	***12,46***	0,148	**132368**	1,05	***14,46***	0,13	97464	***1,03***	***12,29***	0,153	178964	1,04	15,23	0,135	122309	***1,03***	***13,12***
	YSA	**0,107**	**73449**	***1,02***	***10,71***	**0,119**	**120713**	1,04	***11,93***	**0,143**	137955	1,06	***14,77***	**0,116**	**91190**	***1,02***	***11,66***	**0,147**	178735	1,03	15,58	**0,126**	**120408**	***1,03***	***12,93***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 Oda – 3. Küme (797)	MARS	0,151	148410	1,03	16,35	0,133	182267	1,03	***13,5***	0,16	186404	1,03	16,06	0,147	144666	***1,02***	***13,94***	0,144	180415	1,03	***13,37***	0,147	168432	1,03	***14,64***
	ÇDR	0,139	145307	1,04	***14,6***	0,137	195446	***1,01***	***14,17***	0,156	185651	1,04	15,84	0,124	132602	***1,02***	***12,4***	0,14	198377	1,02	16,07	0,139	171477	1,03	***14,62***
	Lasso	0,154	146524	1,03	18,27	0,122	167142	***1,02***	***12,07***	0,163	183925	1,03	16,33	0,144	139913	***1,02***	***14,3***	0,128	163846	***1,03***	***12,59***	0,142	160270	1,03	***14,71***
	Ridge	0,162	151388	1,03	17,56	0,124	171431	***1,02***	***12,35***	0,171	194576	1,04	17,07	0,145	140724	***1,02***	***14,52***	0,129	163320	***1,03***	***12,98***	0,146	164288	1,03	***14,9***
	ElasticNET	0,156	148678	1,03	18,11	0,128	176003	1,03	***12,76***	0,168	183666	1,03	17,54	0,144	142752	***1,02***	***14,47***	0,126	166717	***1,02***	***12,6***	0,144	163563	1,03	15,1
	KNN	0,22	203645	1,04	18,74	0,189	278890	1,05	19,57	0,231	279780	1,07	23,08	0,183	200079	1,04	18,18	0,188	259171	***1,01***	16,57	0,202	244313	1,04	19,23
	DVR	0,354	301678	1,09	20,77	0,227	351970	1,07	20,55	0,351	372495	1,14	30,2	0,262	242220	1,08	20,11	0,232	359114	1,05	18,43	0,285	325495	1,09	22,01
	LGBM	0,126	119696	1,04	***14,68***	0,116	164054	***1,03***	***11,92***	0,138	162571	1,03	***13,97***	0,118	116024	***1,02***	***11,46***	0,102	143216	***1,02***	***10,31***	0,12	141112	***1,03***	***12,47***
	RF	0,152	138138	1,05	***14,88***	0,123	174578	***1,03***	***12,48***	0,161	182819	1,06	15,13	0,141	135157	1,04	***13,07***	0,113	157052	***1,03***	***11,49***	0,138	157549	1,04	***13,41***
	CatBoost	0,116	113804	***1,03***	***13,29***	0,111	152220	***1,03***	***11,24***	0,121	142448	***1,03***	***12,08***	0,123	117675	***1,02***	***12,07***	**0,098**	**132752**	***1,02***	***9,84***	0,114	131780	***1,03***	***11,7***
	XGBoost	**0,113**	**107373**	***1,03***	***12,6***	**0,106**	**149576**	***1,03***	***11,53***	**0,117**	**137255**	***1,03***	***12,24***	**0,109**	**112010**	***1,01***	***10,74***	0,104	142898	***1,02***	***10,4***	**0,11**	**129822**	***1,02***	***11,5***
	AdaBoost	0,127	115822	***1,03***	***13,04***	0,117	167649	***1,03***	***12,13***	0,149	166891	1,06	15,02	0,127	125704	***1,03***	***12,54***	0,113	159812	***1,03***	***11,29***	0,127	147176	1,04	***12,8***
	YSA	0,136	143169	1,04	15,3	0,138	195006	***1,03***	***13,57***	0,156	193360	1,04	15,95	0,127	129109	***1,02***	***12,41***	0,122	172774	***1,02***	***12,45***	0,136	166684	***1,03***	***13,94***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,117	111608	***1,03***	***12,15***	0,103	142129	***1,02***	***10,25***	0,115	135581	***1,03***	***11,62***	0,114	113798	***1,01***	***11,03***	0,103	136950	***1,02***	***9,5***	0,11	128013	***1,02***	***10,91***
	MARS	0,116	111797	***1,03***	***12,21***	0,103	142129	***1,02***	***10,25***	0,115	135581	***1,03***	***11,62***	0,111	111375	***1,01***	***10,73***	0,102	136608	***1,02***	***9,52***	0,109	127498	***1,02***	***10,87***
	AdaBoost	0,112	109471	***1,03***	***11,6***	0,105	145785	***1,02***	***10,63***	0,122	145422	***1,03***	***12,45***	0,106	105552	***1,02***	***10,38***	0,105	139426	***1,02***	***10,26***	0,11	129131	***1,02***	***11,06***
	XGBoost	**0,108**	110649	***1,03***	***11,39***	**0,102**	144729	***1,02***	***10,12***	0,119	139202	***1,03***	***11,76***	**0,102**	**105652**	***1,01***	***9,97***	0,104	143081	***1,01***	***9,83***	0,107	128663	***1,02***	***10,61***
	RF	0,113	109848	***1,03***	***11,49***	0,103	**142060**	***1,02***	***10,23***	0,12	139073	***1,03***	***11,98***	0,109	108401	***1,02***	***10,37***	0,104	140003	***1,02***	***9,62***	0,11	127877	***1,02***	***10,74***
	YSA	0,109	**109738**	***1,02***	***11,92***	0,103	145939	***1,02***	***10,61***	**0,112**	**133146**	***1,03***	***11,38***	0,105	111287	***1,01***	***10,49***	**0,095**	**133508**	***1,02***	***9,96***	**0,105**	**126724**	***1,02***	***10,87***
		1. Test Seti				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
3 Oda – 4. Küme (62)	MARS	0,154	105587	***1***	17,53	0,091	72009	***1,01***	***9,92***	0,158	128797	***1***	***14,83***	0,126	86533	***1***	***15***	0,101	107135	***1,02***	***12,52***	0,126	100012	***1,01***	***13,96***
	ÇDR	0,115	81553	***0,98***	16,06	0,228	100459	1,1	22,37	0,174	116371	1,04	18,59	0,131	70406	1,04	***12,04***	0,117	129016	***0,99***	15,23	0,153	99561	***1,03***	16,86
	Lasso	0,094	63692	***0,99***	***9,56***	0,16	83902	1,06	***12,51***	0,086	65364	***1,02***	***7,78***	0,081	48220	***0,99***	***7,1***	0,067	72174	***1,01***	***7,2***	0,098	66670	***1,01***	***8,83***
	Ridge	**0,064**	**44191**	***1***	***9,19***	0,065	43317	***1***	***6,66***	**0,049**	**36520**	***1,02***	***4,75***	0,071	47725	***1***	***7,73***	0,065	69734	***1,01***	***5,95***	0,063	48297	***1,01***	***6,86***
	ElasticNET	0,071	50433	***1***	***12,79***	**0,055**	**40497**	***1,01***	***6,1***	0,069	49625	***1,01***	***7,68***	**0,06**	**34724**	***1,01***	***6,12***	**0,061**	**62354**	***1,01***	***7,03***	**0,063**	**47527**	***1,01***	***7,94***
	KNN	0,142	91917	***1,01***	***10,76***	0,308	174129	1,15	28,26	0,471	277594	1,28	45,57	0,258	160938	***1,02***	17,45	0,249	265607	1,06	21,25	0,286	194037	1,1	24,66
	DVR	0,237	124204	1,06	18,92	0,399	224418	1,22	39,24	0,433	267293	1,28	46,48	0,326	166463	1,07	22,9	0,316	308597	1,12	25,65	0,342	218195	1,15	30,64
	LGBM	0,104	69833	***1,02***	***11,56***	0,211	133022	1,1	19,18	0,378	236904	1,15	34,21	0,173	113809	1,06	18,11	0,177	147302	1,06	19,52	0,209	140174	1,08	20,52
	RF	0,159	96550	***1,03***	***12,92***	0,211	118116	1,11	21,13	0,339	196904	1,19	34,18	0,176	94082	1,04	***12,89***	0,147	143283	1,05	15,84	0,206	129787	1,08	19,39
	CatBoost	0,098	65378	***1,01***	***9,82***	0,155	95363	1,08	15,12	0,196	110013	1,1	19,85	0,096	56764	***1,01***	***9,75***	0,117	112981	1,03	***13,99***	0,132	88100	1,05	***13,71***

	XGBoost	0,082	50795	***1,01***	***8,36***	0,069	65846	***1,01***	***7,55***	0,096	83342	1,04	***9,39***	0,081	55617	***1,01***	***7,82***	0,08	79435	***1,02***	***9,36***	0,082	67007	***1,02***	***8,5***
	AdaBoost	0,141	99744	1	15,48	0,234	133167	1,12	24,78	0,365	200450	1,17	33,42	0,183	88000	1,05	20,7	0,155	141071	1,04	18,16	0,216	132486	1,08	22,51
	YSA	0,138	76525	1,04	***13,76***	0,295	193389	1,17	29,86	0,368	265362	1,2	41,75	0,17	102713	1,04	16,63	0,248	283621	***1,03***	***12,1***	0,244	184322	***1,1***	22,82
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,059	40243	***1***	***7,78***	0,07	47998	***1***	***6,68***	0,043	35092	***1,01***	***4,28***	0,055	34050	***1***	***5,91***	**0,053**	**53065**	***1,01***	***6,6***	0,056	42090	***1***	***6,25***
	MARS	0,07	49941	***1***	***10,29***	0,07	51742	***1***	***5,5***	0,044	33823	***1,01***	***4,44***	0,06	37662	***1***	***7,23***	0,059	64017	***1,01***	***5,87***	0,061	47437	***1***	***6,67***
	AdaBoost	**0,054**	37235	***1***	***7,05***	**0,068**	51244	***1,01***	***5,97***	0,035	29507	***1***	***3,61***	**0,027**	**15726**	***1***	***3,68***	0,056	56946	***1,01***	***8,93***	0,048	38132	***1***	***5,85***
	XGBoost	0,056	39511	***1***	***7,85***	0,072	52138	***1,01***	***5,33***	0,038	32938	***1,01***	***3,76***	0,042	26930	***0,99***	***4,52***	0,056	58699	***1,01***	***7,83***	0,053	42043	***1***	***5,86***
	RF	0,061	43946	***1***	***8,62***	0,098	62448	***1,02***	***6,53***	0,059	41379	***1,03***	***6,87***	0,046	27889	***1***	***4,46***	0,066	66781	***1,02***	***8,64***	0,066	48489	***1,01***	***7,02***
	YSA	0,055	**37195**	***1***	***7,8***	0,054	**37587**	***1,01***	***5,8***	**0,024**	**22852**	***1,01***	***2,36***	0,039	26614	***1***	***5,1***	0,053	54543	***1,01***	***6,06***	**0,045**	**35758**	***1,01***	***5,42***
4 Oda – 1. Küme (570)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,113	200624	***1,02***	***11,37***	0,128	253141	***1,02***	***12,87***	0,133	229794	***1,01***	***13,05***	0,149	239088	1,05	16,13	0,099	229064	***1,01***	***10,32***	0,124	230342	***1,02***	***12,75***
	ÇDR	0,12	226223	***1,02***	***12,24***	0,122	248271	***1,01***	***12,18***	0,109	212800	***1,01***	***10,89***	0,129	224904	1,03	***13,43***	0,117	271568	***1***	***11,81***	0,119	236753	***1,01***	***12,11***
	Lasso	0,105	188615	***1,02***	***10,36***	0,118	233482	***1,02***	***11,68***	0,115	202595	***1,01***	***11,92***	0,117	212614	***1,03***	***11,23***	0,088	193700	***1,01***	***9,03***	0,109	206201	***1,02***	***10,84***
	Ridge	0,104	186365	***1,02***	***10,33***	0,116	232385	***1,01***	***11,34***	0,115	202254	***1,02***	***11,65***	0,122	226205	1,03	***12,19***	0,089	198867	***1,01***	***9,02***	0,109	209215	***1,02***	***10,91***
	ElasticNET	0,107	193035	***1,02***	***10,68***	0,118	237499	***1,02***	***11,8***	0,113	202077	***1,02***	***11,74***	0,144	252586	1,03	***13,43***	0,086	199345	***1,01***	***8,9***	0,114	216908	***1,02***	***11,31***
	KNN	0,176	281461	1,03	15,15	0,162	338596	1,04	16,15	0,172	289688	1,04	15,67	0,16	267442	1,06	17,94	0,135	323100	1,03	***13,26***	0,161	300057	1,04	15,63
	DVR	0,282	426338	1,08	23,31	0,188	376413	1,07	20	0,338	496114	1,11	27,01	0,241	376477	1,11	24,97	0,172	444978	1,04	15,71	0,244	424064	1,08	22,2
	LGBM	0,086	154079	***1,02***	***8,92***	0,103	204278	***1,02***	***10,6***	0,082	143430	***1,02***	***9,15***	0,12	202251	1,04	***12,3***	0,086	200364	***1,01***	***8,65***	0,095	180880	***1,02***	***9,92***
	RF	0,121	206624	1,03	12,13	0,124	238979	***1,03***	***12,44***	0,128	202447	1,04	***11,21***	0,139	206731	1,06	***14,45***	0,093	221546	***1,01***	***9***	0,121	215265	***1,03***	***11,85***
	CatBoost	0,077	137430	***1,02***	***7,79***	**0,098**	**193813**	***1,02***	***9,84***	0,081	150676	***1,01***	***9,25***	0,108	194740	***1,03***	***10,42***	0,075	174803	***1,01***	***7,63***	0,088	170292	***1,02***	***8,99***
	XGBoost	**0,077**	**133587**	***1,02***	***7,76***	0,099	195363	***1,02***	***10,1***	**0,077**	**140969**	***1,02***	***8,64***	**0,1**	**187490**	***1,02***	***10,8***	**0,07**	**167658**	***1,01***	***7,06***	**0,085**	**165013**	***1,02***	***8,87***
	AdaBoost	0,091	147011	***1,02***	***10,24***	0,106	209395	***1,02***	***10,98***	0,11	186841	***1,03***	***11,44***	0,119	188634	1,04	***12,82***	0,084	194934	***1,01***	***8,59***	0,102	185363	***1,02***	***10,81***
	YSA	0,112	214489	***1,02***	***11,22***	0,129	266191	***1,02***	***12,96***	0,11	206868	***1,02***	***11,72***	0,141	267236	1,03	***14,06***	0,124	292054	***1,01***	***9,78***	0,123	249368	***1,02***	***11,95***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	**0,074**	**129429**	***1,01***	***7,37***	0,098	193387	***1,02***	***9,76***	0,078	143701	***1,01***	***9,09***	0,094	183281	***1,02***	***9,29***	0,07	160262	***1,01***	***7***	0,083	162012	***1,01***	***8,5***
	MARS	0,074	130726	***1,01***	***7,44***	0,099	195131	***1,02***	***9,9***	0,076	**136429**	***1,01***	***9,26***	0,098	194201	***1,02***	***9,49***	0,066	154303	***1,01***	***6,78***	0,083	162158	***1,01***	***8,57***
	AdaBoost	0,075	134182	***1,01***	***7,48***	**0,097**	**188296**	***1,01***	***9,68***	0,078	143887	***1,01***	***9,56***	0,106	178827	***1,03***	***11,11***	0,069	159599	***1,01***	***6,99***	0,085	160958	***1,01***	***8,96***
	XGBoost	0,076	134855	***1,01***	***7,79***	0,099	196773	***1,02***	***9,91***	0,078	144138	***1,01***	***9,58***	0,107	180671	***1,03***	***10,65***	0,068	155642	***1,01***	***6,95***	0,086	162416	***1,02***	***8,98***
	RF	0,077	134542	***1,02***	***7,8***	0,099	192796	***1,02***	***9,82***	0,075	135810	***1,01***	***9,11***	0,11	177166	***1,04***	***11,09***	**0,066**	**151753**	***1,01***	***6,64***	0,085	158413	***1,02***	***8,89***
	YSA	0,076	132423	***1,02***	***7,68***	0,094	187646	***1,02***	***9,42***	**0,074**	139241	***1,01***	***8,88***	**0,084**	**168995**	***1,02***	***8,81***	0,07	160558	***1,01***	***6,97***	**0,08**	**157773**	***1,02***	***8,35***
4 Oda – 2. Küme (294)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,099	178249	***1,02***	***9,72***	0,132	247514	***1,01***	***13,78***	0,107	227574	***1,02***	***10,82***	0,183	289116	1,04	15,46	0,115	259701	***1,02***	***11,85***	0,127	240431	***1,02***	***12,33***
	ÇDR	0,105	201144	***1,02***	***10,6***	0,113	216022	***1,02***	***11,27***	0,095	195030	***1,01***	***9,56***	0,138	211487	***1,03***	***12,84***	0,116	260575	***1,01***	***11,59***	0,113	216852	***1,02***	***11,17***
	Lasso	0,093	176152	***1,02***	***9,42***	0,097	183057	***1,01***	***9,81***	0,092	180673	***1,01***	***9,06***	**0,106**	**158960**	***1,03***	***10,31***	0,11	248003	***1,01***	***11,05***	0,1	189369	***1,02***	***9,93***
	Ridge	0,1	186905	***1,02***	***10,42***	0,091	174489	***1,01***	***9,49***	**0,081**	**161655**	***1,01***	***8,09***	0,113	170811	***1,03***	***11,37***	0,116	265510	***1,02***	***12,65***	0,1	191874	***1,02***	***10,4***
	ElasticNET	0,095	176725	***1,01***	***9,44***	0,112	208313	***1,01***	***10,9***	0,102	206147	***1,01***	***10,62***	0,155	239544	1,04	***14,16***	0,107	242653	***1,02***	***12,33***	0,114	214676	***1,02***	***11,49***
	KNN	0,118	204186	***1,02***	***10,28***	0,123	244729	***1,03***	***12,26***	0,146	298712	1,03	15,34	0,173	254059	1,04	16,84	0,176	439181	***1,03***	16,61	0,147	288173	1,03	***14,27***
	DVR	0,176	294615	***1,03***	***14,31***	0,16	305946	1,04	15,56	0,176	362353	1,05	18,08	0,192	285826	1,06	18,68	0,206	514545	1,05	18,82	0,182	352657	1,05	17,09
	LGBM	**0,082**	**147327**	***1,02***	***8,32***	0,108	212393	***1,02***	***11,26***	0,092	195246	***1,02***	***9,09***	0,125	187863	***1,03***	***12,02***	0,102	250787	***1,02***	***10,59***	0,102	198723	***1,02***	***10,26***
	RF	0,111	191644	***1,02***	***10,07***	0,114	211811	***1,02***	***10,69***	0,105	209496	***1,03***	***10,24***	0,147	206522	1,05	***13,82***	0,113	281366	***1,03***	***11,15***	0,118	220168	***1,03***	***11,19***

	CatBoost	0,084	150209	***1,02***	***8,52***	0,091	177757	***1,02***	***9,53***	0,086	182471	***1,02***	***8,9***	0,123	182658	1,03	***12,03***	0,095	237693	***1,02***	***9,58***	0,096	186158	***1,02***	***9,71***
	XGBoost	0,085	153097	***1,02***	***8,73***	**0,089**	**173290**	***1,02***	***8,95***	0,095	184361	***1,02***	***9,51***	0,114	161673	1,04	***11,69***	**0,093**	**230066**	***1,02***	***9,93***	**0,095**	**180497**	***1,02***	***9,76***
	AdaBoost	0,107	191438	***1,02***	***10,22***	0,11	200123	***1,02***	***11,02***	0,091	187339	***1,02***	***10,24***	0,137	207457	1,04	***14,88***	0,093	231022	***1,02***	***9,73***	0,108	203476	***1,02***	***11,22***
	YSA	0,109	199720	***1,02***	***11,01***	0,118	222849	***1,02***	***11,45***	0,127	265741	***1,03***	***12,75***	0,146	225887	1,04	***14,28***	0,161	402294	***1,03***	***13,43***	0,132	263298	***1,03***	***12,58***
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,076	141919	***1,01***	***7,83***	0,081	154210	***1,01***	***8,83***	0,072	145883	***1,01***	***7,15***	**0,098**	**140507**	***1,03***	***9,59***	0,09	217129	***1,01***	***10,07***	0,083	159930	***1,01***	***8,69***
	MARS	0,074	140068	***1,01***	***7,46***	0,077	144116	***1,01***	***7,99***	0,072	145505	***1,01***	***7,55***	0,099	141457	***1,03***	***9,75***	0,085	203081	***1,01***	***9,51***	0,081	154845	***1,01***	***8,45***
	AdaBoost	0,077	141846	***1,02***	***7,84***	**0,076**	**144767**	***1,01***	***8,52***	0,072	147297	***1,01***	***8,9***	0,105	148177	***1,03***	***10,75***	0,082	198806	***1,01***	***8,17***	0,082	156179	***1,02***	***8,84***
	XGBoost	0,074	139534	***1,01***	***7,47***	0,077	147919	***1,01***	***9,11***	0,074	153653	***1,01***	***8,27***	0,106	151761	***1,03***	***10,62***	0,083	201388	***1,01***	***8,87***	0,083	158851	***1,01***	***8,87***
	RF	**0,072**	**133638**	***1,01***	***7,33***	0,078	147489	***1,01***	***8,81***	**0,071**	**143574**	***1,01***	***7,68***	0,103	146747	***1,03***	***10,3***	**0,081**	**196641**	***1,01***	***8,54***	**0,081**	**153618**	***1,01***	***8,53***
	YSA	0,074	139065	***1,02***	***7,72***	0,078	151314	***1,01***	***8,84***	0,075	152797	***1,02***	***8,07***	0,093	135560	***1,03***	***9,31***	0,087	218162	***1,02***	***9,34***	0,081	159380	***1,02***	***8,66***
4 Oda – 3. Küme (656)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,173	175172	***1,01***	15,83	0,174	230362	1,05	17,35	0,178	240829	1,04	17,75	0,138	166904	***1,02***	***13,64***	0,158	250978	1,03	***14,95***	0,164	212849	1,03	15,9
	ÇDR	0,144	150614	1,03	***14,41***	0,18	249156	1,04	17,53	0,248	406396	1,09	33,94	0,136	174976	***1,03***	***13,56***	0,159	259500	***1,02***	15,79	0,173	248128	1,04	19,05
	Lasso	0,145	145896	***1,02***	***14,47***	0,165	224166	1,04	16,24	0,193	267651	1,06	19	0,131	157657	***1,02***	***13,07***	0,138	231259	***1,03***	***13,68***	0,154	205326	1,03	15,29
	Ridge	0,148	150654	1,03	***14,33***	0,164	225942	1,05	16,11	0,178	260141	1,06	17,64	0,133	159855	***1,03***	***12,48***	0,14	236895	1,03	***14,03***	0,153	206697	1,04	***14,92***
	ElasticNET	0,175	183029	1,03	17,12	0,175	238963	1,05	16,61	0,175	247801	1,04	18,17	0,133	160436	***1,02***	***13,16***	0,158	258586	1,04	15,43	0,163	217763	1,04	16,1
	KNN	0,191	184832	1,04	17,81	0,197	288298	1,07	20,22	0,218	293416	1,06	23,19	0,169	197727	1,06	18,14	0,2	312941	1,05	19,87	0,195	255443	1,06	19,85
	DVR	0,392	340725	1,09	24,18	0,276	379932	1,13	28,45	0,408	514017	1,24	42,09	0,281	270478	1,1	24,02	0,281	515663	1,1	23,79	0,328	404163	1,13	28,51
	LGBM	0,126	129838	***1,02***	***12,42***	0,13	184008	1,04	***13,15***	0,153	217695	1,06	15,22	0,101	125688	***1,01***	***10,27***	0,131	220347	1,03	***13,14***	0,128	175515	1,03	***12,84***
	RF	0,186	169296	1,05	15,85	0,155	228288	1,06	15,48	0,23	280782	1,11	20,68	0,137	152363	1,04	***12,9***	0,164	271922	1,06	16,44	0,174	220530	1,06	16,27
	CatBoost	0,12	120755	***1,02***	***12,04***	0,121	172286	1,04	***12,08***	**0,135**	**209298**	1,05	***13,37***	0,093	108909	***1,02***	***9,2***	**0,117**	**195689**	1,03	***11,92***	**0,117**	**161387**	***1,03***	***11,72***
	XGBoost	**0,114**	**115657**	***1,02***	***11,76***	**0,113**	**165681**	1,04	***11,53***	0,159	225927	1,03	15,75	**0,085**	**99676**	***1,01***	***8,69***	0,131	218512	1,03	***13,1***	0,12	165091	***1,03***	***12,17***
	AdaBoost	0,155	142653	1,04	***14,87***	0,129	206178	1,05	***14,02***	0,193	245641	1,09	18,21	0,088	108111	***1,02***	***8,86***	0,151	247306	1,04	15,37	0,143	189978	1,05	***14,27***
	YSA	0,137	148919	***1,02***	***13,96***	0,154	244490	1,05	15,71	0,185	302990	1,08	19,42	0,124	157609	***1,02***	***12,55***	0,169	293706	1,05	16,91	0,154	229543	1,04	15,71
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,113	115072	***1,01***	***11,31***	0,11	159681	***1,03***	***10,88***	0,127	**184572**	***1,02***	***13,95***	0,091	110876	***1,01***	***8,62***	0,118	193941	***1,02***	***11,75***	0,112	152828	***1,02***	***11,3***
	MARS	0,11	113681	***1,01***	***11,02***	0,112	163450	1,04	***11,14***	0,129	197680	***1,02***	***13,29***	0,083	101522	***1,01***	***8,34***	0,114	189693	***1,02***	***11,21***	0,11	153205	***1,02***	***11***
	AdaBoost	0,113	115794	***1,01***	***11,29***	0,116	167171	***1,03***	***11,85***	0,134	196467	1,04	***13,19***	0,084	103495	***1,01***	***8,5***	0,117	193733	***1,02***	***12,35***	0,113	155332	***1,02***	***11,44***
	XGBoost	**0,109**	**114026**	***1,01***	***10,93***	0,114	166560	1,04	***11,36***	0,133	195515	1,04	***13,04***	0,085	105350	***1,01***	***8,46***	0,115	190664	***1,02***	***11,33***	0,111	154423	***1,02***	***11,02***
	RF	0,114	118188	***1,02***	***11,33***	0,115	165155	***1,03***	***11,43***	0,131	186957	1,04	***13,48***	0,083	102896	***1,01***	***8,33***	**0,114**	**188964**	***1,02***	***11,52***	0,111	152432	***1,02***	***11,22***
	YSA	0,107	114327	***1,02***	***10,98***	**0,106**	**158843**	1,04	***10,7***	**0,125**	192824	1,04	***13,71***	**0,077**	**96108**	***1,01***	***7,67***	0,116	199158	***1,03***	***11,83***	**0,106**	**152252**	***1,03***	***10,98***
5 Oda – 1. Küme (25)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,069	106175	***1,01***	***6,49***	0,051	108489	***1***	***5,92***	0,127	218527	***1,02***	15,1	0,057	102164	***1***	***6,54***	0,05	135613	***1***	***2,67***	0,071	134194	***1,01***	***7,34***
	ÇDR	0,046	82162	***1***	***7,21***	0,037	83277	***1***	***3,53***	**0,041**	**84065**	***1***	***5,53***	0,099	180197	***1***	***8,72***	0,029	75758	***1***	***2,37***	0,05	101092	***1***	***5,47***
	Lasso	0,041	70622	***1***	***4,11***	**0,031**	**70161**	***1***	***3,27***	0,056	132769	***1,01***	***6,46***	0,068	123466	***1***	***6,08***	0,039	105763	***1***	***4,51***	**0,047**	**100556**	***1***	***4,89***
	Ridge	0,059	99463	***1***	***6,06***	0,067	138044	***1,01***	***6,64***	0,069	121199	***1,01***	***9,06***	0,071	128962	***1***	***6,58***	**0,029**	**69989**	***1***	***2,65***	0,059	111531	***1***	***6,2***
	ElasticNET	0,075	124217	***1***	***6,95***	0,066	143687	***1***	***8,61***	0,085	146464	***1,02***	***8,84***	0,081	146778	***1***	***7,55***	0,035	92248	***1***	***3,49***	0,068	130679	***1***	***7,09***
	KNN	0,138	232267	***1***	***8,7***	0,078	157900	***1,01***	***7,46***	0,123	229222	***1,02***	***14,83***	0,087	162100	***1***	***7,22***	0,077	211800	***1,01***	***5,26***	0,101	198658	***1,01***	***8,69***
	DVR	0,234	390700	***1***	***6,68***	0,116	263736	***1,02***	***11,33***	0,161	334438	1,04	16,04	0,11	199662	***1,01***	***6,14***	0,229	604046	***1,01***	***12,45***	0,17	358516	***1,02***	***10,53***
	LGBM	0,282	471050	***1***	***4,72***	0,134	299070	***1,03***	***12,17***	0,175	348010	1,04	16,05	0,145	261110	***1***	***5,28***	0,226	601700	***1,01***	***9,21***	0,192	396188	***1,02***	***9,49***

	RF	0,113	187896	1	7,95	0,09	187442	1,01	8,43	0,108	187762	1,02	13,58	0,069	124102	1	6,2	0,131	355189	1,01	10,07	0,102	208478	1,01	9,25
	CatBoost	0,065	106616	1	6,16	0,05	103042	1	5	0,099	166705	1,02	12,72	0,068	122588	1	5,66	0,11	292881	1	8,34	0,078	158366	1	7,58
	XGBoost	0,033	53485	1	3,93	0,057	115503	1,01	5,67	0,109	181020	1,02	15,76	0,066	118904	1	5,99	0,038	102449	1	4,07	0,061	114272	1,01	7,08
	AdaBoost	0,07	114300	1	7,02	0,123	271800	1,01	16,78	0,124	214533	1,02	17,72	0,052	93015	1	5,31	0,093	243200	1	7,39	0,092	187370	1,01	10,84
	YSA	0,124	210862	1	10,66	0,13	299573	1,02	13,65	0,792	1658215	1,04	22,2	0,22	416038	1	13,15	0,271	700938	1	19,65	0,307	657125	1,01	15,86
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,048	83166	1	6,39	0,049	111626	1	4,14	0,063	104834	1,01	8,41	0,052	94592	1	5,6	0,024	58566	1	2,04	0,047	90557	1	5,32
	MARS	0,028	48290	1	3,4	0,046	87389	1,01	4,19	0,055	132684	1,01	6,38	0,062	111962	1	5,27	0,027	71782	1	3,63	0,044	90421	1	4,57
	AdaBoost	0,019	30800	1	1,71	0,026	53000	1	2,6	0,049	101329	1	10,41	0,047	85800	1	6,48	0,026	66467	1	1,69	0,033	67479	1	4,58
	XGBoost	0,022	37319	1	2,08	0,038	80207	1	3,54	0,031	64593	1	9,04	0,046	82817	1	3,9	0,029	78493	1	1,49	0,033	68686	1	4,01
	RF	0,04	64622	1	4,17	0,045	90283	1	4	0,069	118142	1,01	9,35	0,045	82900	1	3,64	0,036	97380	1	3,28	0,047	90665	1	4,89
	YSA	0,026	45001	1	3,65	0,027	66228	1	2,68	0,038	84784	1	4,85	0,068	122050	1	6,11	0,019	49846	1	2,11	0,036	73582	1	3,88
5 Oda – 2. Küme (155)		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,154	150731	1,02	15,22	0,11	174449	1,01	11,2	0,153	221273	1,03	15,17	0,125	160162	1	11,98	0,159	218564	1,03	17,32	0,14	185036	1,02	14,18
	ÇDR	0,133	148155	1	13,09	0,111	179351	1	11,33	0,206	309701	1,01	24,41	0,126	180780	1	11,07	0,159	253899	1	14,64	0,147	214377	1	14,91
	Lasso	0,105	109591	0,99	12,68	0,055	88297	1	5,54	0,152	217448	1,01	14,99	0,071	97332	1	7,92	0,076	119527	1,01	9,8	0,092	126439	1	10,19
	Ridge	0,116	121954	1	13,32	0,065	101580	1	6,41	0,135	184652	1,02	18,48	0,091	115278	1,01	9,01	0,099	132651	1,03	10,5	0,101	131223	1,01	11,54
	ElasticNET	0,155	140749	1	15,4	0,102	148299	1,01	10,72	0,172	230674	1,02	17,04	0,094	128070	1,01	9,27	0,141	203762	1,03	14,06	0,133	170311	1,01	13,3
	KNN	0,186	199715	1,03	18,33	0,147	219532	1,01	14,64	0,2	309409	1,05	28,37	0,165	241065	1,04	16,84	0,18	290548	1,04	16,43	0,176	252054	1,03	18,92
	DVR	0,586	467870	1,16	35,64	0,289	417365	1,12	29,07	0,43	455511	1,17	32,41	0,445	451145	1,21	45,01	0,309	514799	1,15	31,6	0,412	461338	1,16	34,75
	LGBM	0,146	163928	1,01	12,35	0,113	167616	1,02	11,98	0,163	244103	1,05	20,07	0,092	122016	1,02	8,93	0,121	211625	1,03	12,32	0,127	181858	1,03	13,13
	RF	0,207	193875	1,05	14,62	0,112	167454	1,02	12,24	0,189	258456	1,07	21,42	0,161	182816	1,06	15,22	0,131	230453	1,05	13,5	0,16	206611	1,05	15,4
	CatBoost	0,107	112769	1,02	10,27	0,079	122422	1,01	7,93	0,125	193673	1,03	20,47	0,113	134155	1,04	11,31	0,09	164837	1,03	12,07	0,103	145571	1,03	12,41
	XGBoost	0,109	105995	1,03	11,17	0,078	115336	1,01	8,41	0,133	214066	1,04	18,8	0,088	112395	1,03	9,19	0,092	159965	1,03	10,02	0,1	141551	1,03	11,52
	AdaBoost	0,179	192462	1,04	17,87	0,121	177330	1,02	15,45	0,189	291883	1,07	22,39	0,091	120645	1,01	9,54	0,195	325659	1,06	21,7	0,155	221596	1,04	17,39
	YSA	0,16	161606	1,03	15,98	0,143	240688	1,01	14,38	0,187	284721	1,05	20,77	0,118	166923	1,03	11,39	0,161	301506	1,04	14,3	0,154	231089	1,03	15,36
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,085	90340	1	7,66	0,053	88725	1,01	5,05	0,132	189073	1,01	14,28	0,069	86225	1	6,95	0,077	103441	1,02	7,4	0,083	111561	1,01	8,27
	MARS	0,093	97251	1,01	10,14	0,057	90022	1,01	5,95	0,125	190117	1,01	13,19	0,069	91849	1,01	6,56	0,07	100539	1,02	6,78	0,083	113956	1,01	8,52
	AdaBoost	0,095	90349	1,02	8,95	0,056	86990	1,01	5,9	0,095	137250	1,01	11,43	0,052	68011	1	5,39	0,06	106650	1,02	6,07	0,072	97850	1,01	7,55
	XGBoost	0,091	95399	1,01	7,93	0,062	100449	1,01	6,08	0,118	180074	1,01	16,8	0,056	82387	1,01	6,13	0,069	124291	1,02	7,64	0,079	116520	1,01	8,92
	RF	0,106	104782	1,01	9,19	0,059	90522	1,01	5,99	0,116	180223	1,03	18,69	0,058	77807	1,01	6,26	0,077	122564	1,03	7,93	0,083	115180	1,02	9,61
	YSA	0,074	78240	1	9,06	0,054	84100	1,01	6,31	0,122	184058	1,02	12,61	0,055	73643	1,01	5,75	0,065	102910	1,02	6,55	0,074	104590	1,01	8,06
5 Oda – 3.		**1. Test Seti**				**2. Test Seti**				**3. Test Seti**				**4. Test Seti**				**5. Test Seti**				**Ortalama**			
		MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
	MARS	0,059	105668	1	5,99	0,072	141252	1,01	7,02	0,051	98731	1,01	5,16	0,058	112700	1,01	5,94	0,103	262410	1,03	10,99	0,069	144152	1,01	7,02
	ÇDR	0,069	120725	1	8,96	0,143	265876	1,01	14,28	0,071	133528	1	8,17	0,056	106866	1	5,59	0,138	324787	1,03	13,61	0,095	190356	1,01	10,12
	Lasso	0,042	79973	1	4,36	0,081	193881	1,02	7,71	0,018	33210	1	1,88	0,024	43541	1	3,87	0,064	168172	1,02	6,7	0,046	103755	1,01	4,9
	Ridge	0,04	72089	1	5,19	0,07	168628	1,02	7,19	0,035	71050	1,01	6,08	0,031	56145	1	2,97	0,069	158759	1,01	8,19	0,049	105334	1,01	5,92
	ElasticNET	0,076	134968	1	9,24	0,114	244864	1,02	10,38	0,058	114052	1	5,98	0,056	103663	1	7,46	0,127	297182	1,02	14,39	0,086	178946	1,01	9,49
	KNN	0,091	144086	1,01	9,41	0,097	203595	1,02	11,57	0,077	143071	1,01	7,68	0,066	128643	1	6,97	0,154	363804	1,05	14,93	0,097	196640	1,02	10,11

	DVR	0,111	183078	1,03	10,73	0,19	438220	1,07	19,32	0,108	188413	1,02	9,98	0,098	186215	1,02	10,54	0,219	528126	1,08	21,08	0,145	304810	1,04	14,33
	LGBM	0,08	143708	1	7,86	0,137	325078	1,05	14,52	0,088	155876	1,01	9,28	0,075	138322	1,01	7,44	0,11	287455	1,02	11,75	0,098	210088	1,02	10,17
	RF	0,085	136593	1,01	7,21	0,119	297940	1,05	12,41	0,089	155176	1,01	8,01	0,044	83271	1,01	4,46	0,157	404664	1,05	14,55	0,099	215529	1,03	9,33
	CatBoost	0,04	69700	1	3,78	0,096	244651	1,04	9,73	0,044	86119	1,01	4,38	0,03	55923	1	3,1	0,129	314645	1,04	12,44	0,068	154208	1,02	6,69
	XGBoost	0,02	35755	1	2,6	0,084	225570	1,03	8,48	0,04	77065	1,01	4,01	0,026	48992	1	2,7	0,116	293683	1,03	11,86	0,057	136213	1,01	5,93
	AdaBoost	0,073	128643	1	7,11	0,118	301750	1,04	12,39	0,067	121405	1,01	8,01	0,035	64143	1	4,13	0,16	372357	1,04	14,81	0,091	197660	1,02	9,29
	YSA	0,097	174181	1,01	9,43	0,153	367713	1,04	16,07	0,079	142992	1,01	7,7	0,097	198424	1,02	10,79	0,203	517313	1,06	16,71	0,126	280125	1,03	12,14
	Meta Modeller																								
	ElasticNET	0,048	87026	0,99	4,61	0,064	150764	1,01	6,21	0,026	51256	1	5,6	0,028	49372	1	3,07	0,063	135068	1	8,39	0,046	94697	1	5,58
	MARS	0,034	62750	1	3,4	0,053	109937	1,01	6,08	0,024	46687	1	3,64	0,025	45679	1	3,29	0,052	116339	1,01	6,62	0,038	76278	1	4,61
	AdaBoost	0,031	51464	1	3,11	0,054	114571	1,01	5,56	0,018	38046	1	1,93	0,02	40752	1	2,14	0,068	150196	1,01	8,22	0,038	79006	1	4,19
	XGBoost	0,035	57532	1	3,87	0,048	106900	1,01	5,93	0,012	22336	1	1,12	0,029	59076	1	3,99	0,079	185415	1,01	7,59	0,041	86252	1	4,5
	RF	0,044	74614	1	4,19	0,06	134361	1,01	6,09	0,018	33585	1	2,03	0,02	37692	1	1,83	0,074	170028	1,01	7,35	0,043	90056	1	4,3
	YSA	0,032	60796	1	3,17	0,059	145590	1,02	6,3	0,021	41772	1	3,41	0,021	39506	1	3,31	0,064	160047	1,01	8,09	0,039	89542	1,01	4,86

6 Oda (86)	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,189	198062	1,03	23,75	0,212	413426	1,06	25,1	0,157	293728	1,05	22,92	0,246	375651	1,04	21,97	0,203	342715	1,01	21,71	0,201	324716	1,04	23,09
ÇDR	0,156	167438	1,05	13,54	0,168	379783	1,01	22,8	0,138	195884	0,99	12,29	0,178	264777	1,02	16,77	0,134	248795	1	17,14	0,155	251335	1,01	16,51
Lasso	0,154	162788	1,04	20,2	0,064	120918	1,01	7,58	0,13	240032	1,02	13,27	0,071	108802	1	7,43	0,099	133480	1,02	10,33	0,104	153204	1,02	11,76
Ridge	0,123	125647	1,04	10,65	0,092	184014	1,02	11,39	0,118	140740	0,98	13,14	0,117	190446	0,99	12,92	0,101	176672	1,01	10,6	0,11	163504	1,01	11,74
ElasticNET	0,128	135614	1,05	12,53	0,142	267418	1,02	15,24	0,151	248495	1,04	15,31	0,167	269214	1,03	16,55	0,142	297208	1,02	17,31	0,146	243590	1,03	15,39
KNN	0,243	246118	1,08	21,71	0,196	403725	1,06	21,11	0,225	362647	1,06	23,19	0,236	311471	1,04	22,36	0,227	406685	1,07	28,42	0,225	346129	1,06	23,36
DVR	0,611	611077	1,24	32,09	0,332	766363	1,18	42,4	0,402	527567	1,23	37,57	0,258	422738	1,12	25,84	0,359	553638	1,17	44,58	0,392	576277	1,19	36,5
LGBM	0,195	215308	1,05	23,65	0,134	308310	1,03	26,81	0,237	391055	1,11	25,84	0,227	312931	1,01	22,83	0,197	351084	1,04	24,2	0,198	315738	1,05	24,67
RF	0,364	344011	1,12	20,3	0,221	522710	1,1	32,72	0,247	322156	1,12	28,06	0,217	286892	1,08	22,09	0,24	399395	1,11	31,74	0,258	375033	1,11	26,98
CatBoost	0,208	205394	1,06	15,54	0,175	423633	1,06	21,62	0,158	225131	1,08	15,84	0,185	255697	1,07	19,19	0,165	342693	1,06	20,76	0,178	290510	1,07	18,59
XGBoost	0,16	144836	1,06	15	0,129	292258	1,03	14,82	0,112	182560	1,04	12,63	0,181	244282	1,05	18,86	0,156	347113	1,06	19,99	0,148	242210	1,05	16,26
AdaBoost	0,207	193882	1,07	24,5	0,19	479941	1,07	32,49	0,207	309667	1,06	33,08	0,191	264338	1,02	18,65	0,213	397306	1,07	25,45	0,202	329027	1,06	26,83
YSA	0,304	376437	1,13	18,35	0,292	672360	1,07	25,31	0,24	424173	1,13	25,79	0,187	337085	1,07	18,65	0,263	567151	1,06	20,92	0,257	475441	1,09	21,8
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,134	128598	1,05	13,12	0,087	166475	1,02	9,07	0,113	178695	1	10,39	0,095	162626	0,99	10,52	0,075	147498	1	8,26	0,101	156778	1,01	10,27
MARS	0,1	109670	1,03	7,15	0,066	131198	1,01	6,47	0,088	167185	1,02	8,31	0,096	155303	0,99	10,57	0,062	102957	1,01	6,62	0,082	133263	1,01	7,82
AdaBoost	0,108	105937	1,04	14,86	0,063	131702	1,02	6,43	0,081	128382	1,03	8,58	0,087	151152	1	8,39	0,088	157233	0,99	13,05	0,085	134881	1,02	10,26
XGBoost	0,132	130766	1,05	16,17	0,081	176229	1,01	7,93	0,076	136346	1,02	7,81	0,084	130565	0,99	8,67	0,077	154908	1	10,46	0,09	145763	1,01	10,21
RF	0,139	129657	1,05	16,81	0,066	130926	1,02	6,69	0,073	118182	1,03	8,03	0,083	132236	0,99	7,92	0,078	150512	1,01	12,03	0,088	132303	1,02	10,3
YSA	0,12	126580	1,04	16,17	0,056	98258	1,01	5,96	0,095	156674	1,01	9,03	0,075	122259	1	9,1	0,071	130842	1,01	7,66	0,083	126923	1,01	9,58

7 Oda (38)	1. Test Seti				2. Test Seti				3. Test Seti				4. Test Seti				5. Test Seti				Ortalama			
	MAPE	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**	**MAPE**	**MAE**	**PRD**	**COD**
MARS	0,097	132863	0,98	11,45	0,183	244805	1,01	20,42	0,131	193758	1,01	14,45	0,188	299682	1,06	18,03	0,137	237134	0,99	20,17	0,147	221648	1,01	16,9
ÇDR	0,048	52582	1,01	4,88	0,071	97131	1	7,12	0,117	201170	1,02	10,83	0,088	112290	1,01	7,93	0,061	114887	1	6,47	0,077	115612	1,01	7,45
Lasso	0,088	84577	1,02	10,95	0,05	58392	1,01	6,11	0,044	72335	1	5,27	0,143	220062	1,04	13,66	0,038	68191	1,01	3,96	0,073	100711	1,02	7,99
Ridge	0,046	50857	1	4,19	0,074	90221	1,01	11,15	0,053	77316	1,01	4,93	0,057	89159	1,01	6,03	0,031	60573	1	2,49	0,052	73625	1,01	5,76
ElasticNET	0,098	101074	1,02	8,62	0,088	99092	1,01	10,85	0,086	146048	1,02	8,34	0,123	170043	1,01	11,77	0,078	128066	0,99	8,45	0,095	128865	1,01	9,61

KNN	0,241	239275	1,04	23,94	0,302	410625	1,1	23,16	0,178	282312	1,05	18,99	0,175	268000	1,07	17,87	0,139	282778	***1,01***	***11,84***	0,207	296598	1,05	19,16
DVR	0,385	425125	1,1	21,51	0,286	478125	1,16	25,1	0,259	409627	1,1	27,78	0,205	379929	1,11	20,6	0,331	724134	1,06	17,6	0,293	483388	1,11	22,52
LGBM	0,507	535475	1,1	21,51	0,373	545342	1,16	25,1	0,343	461375	1,13	31,69	0,369	536108	1,15	24,96	0,212	504312	1,06	17,61	0,361	516522	1,12	24,17
RF	0,196	182574	1,04	16,3	0,176	258431	1,07	15,83	0,124	139854	1,04	***12,16***	0,197	287308	1,07	20,39	0,143	292892	***1,02***	11,73	0,167	232212	1,05	15,28
CatBoost	0,134	136028	***1,02***	***9,69***	0,121	161058	***1,03***	***12,76***	0,068	85375	***1,02***	***6,84***	0,204	287067	1,07	20,86	0,088	163434	***1***	***7,28***	0,123	166592	1,03	***11,49***
XGBoost	0,1	105301	***1,01***	***8,62***	0,089	119215	***1,02***	***10,51***	0,058	78615	***1,02***	***5,52***	0,226	310100	1,07	22,84	0,058	91657	***0,99***	***5,87***	0,106	140978	***1,02***	***10,67***
AdaBoost	0,228	243450	1,03	18,57	0,135	236875	1,07	***13,52***	0,171	240125	1,04	17,49	0,217	303626	1,08	21,6	0,236	434167	***0,98***	19,89	0,197	291649	1,04	18,21
YSA	0,207	231494	1,06	17,54	0,265	483328	1,16	26,78	0,241	402567	1,1	27,32	0,192	368304	1,1	19,8	0,348	763233	1,07	22,97	0,251	449785	1,1	22,88
Meta Modeller																								
ElasticNET	0,045	52302	***1***	***5,89***	0,078	86818	***1,02***	***9,61***	0,053	77018	***1,01***	***4,96***	0,044	**58202**	***1***	***5,91***	0,022	39131	***1***	***2,76***	0,048	62694	***1,01***	***5,83***
MARS	0,042	51439	***1***	***4,16***	0,072	89378	***1,01***	***11,31***	0,056	81302	***1,01***	***5,08***	0,061	96038	***1***	***5,79***	0,03	54081	***1***	***2,96***	0,052	74448	***1***	***5,86***
AdaBoost	0,032	35250	***1***	***3,65***	0,065	77287	***1,01***	***10,33***	0,043	67536	***0,99***	***5,31***	0,076	137625	***1,03***	***7,3***	0,061	102500	***0,99***	***6,49***	0,055	84040	***1***	***6,62***
XGBoost	**0,04**	44186	***1***	***3,99***	0,064	84544	***1,01***	***7,53***	0,047	71132	***1***	***4,62***	**0,043**	59621	***1,01***	***4,35***	0,036	63192	***1***	***5,05***	**0,046**	64535	***1***	***5,11***
RF	0,05	52760	***1,01***	***4,53***	0,068	87255	***1,02***	***8,86***	**0,032**	**38850**	***1,01***	***3,1***	0,059	75662	***1,01***	***6,08***	0,031	55755	***1***	***3,09***	0,048	**62056**	***1,01***	***5,13***
YSA	0,046	**44167**	***1,01***	***4,54***	**0,058**	**66905**	***1,01***	***8,86***	0,044	69266	***1,01***	***4,29***	0,09	140727	***1,02***	***8,59***	**0,009**	**20682**	***1***	***1,19***	0,049	68349	***1,01***	***5,49***

Çizelge 4.56'de görülmekte olduğu üzere Yenimahalle ilçesi 18 farklı veri kümesinden oluşmaktadır. 167 adet gözlemden oluşan 1 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 7,3'lük MAPE ve 68.169 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden ÇDR, KNN ve DVR hariç tümü, hem PRD hem de COD değerleri uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymakla birlikte RF ile gerçekleştirilen meta model % 5,4'lük MAPE ve 48.041 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

174 adet gözlemden oluşan 1 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 6,7'lik MAPE ve 35.497 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 5,6'lık MAPE ve 55.077 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

14 adet gözlemden oluşan 1 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde ElasticNet, %12,3'lük MAPE ve ÇDR, 96.970 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen ElasticNet'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,4'lük MAPE ve 58.822 (TL) MAE değeri ile en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller içerisinde sadece YSA ve MARS, hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

238 adet gözlemden oluşan 2 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 16,4'lük MAPE ve Ridge, 96.393 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden tamamı, hem PRD hem de

COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tümü, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Ridge ve XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model %11,8'lik MAPE ve 77.509 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

182 adet gözlemden oluşan 2 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 7,5'lik MAPE ve 101.978 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 6,4'lük MAPE ve 85.504 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

161 adet gözlemden oluşan 2 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde CatBoost, % 6,8'lik MAPE ve XGBoost, 81.744 (TL) MAE değerleri ile en başarılı modeller olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden DVR hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost ve CatBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 5,7'lik MAPE ve 67.515 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

256 adet gözlemden oluşan 3 oda – 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 9,3'lük MAPE ve 131.727 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 8,6'lık MAPE ve 125.054 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir.

Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

1544 adet gözlemden oluşan 3 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 13,8'lik MAPE ve 123.943 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almamaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 12,6'lık MAPE ve 120.408 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

797 adet gözlemden oluşan 3 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 11'lik MAPE ve 129.822 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden sadece XGBoost, CatBoost ve LGBM, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerinden RF ve AdaBoost hariç tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 10,5'lik MAPE ve 126.724 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Fakat tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almamaktadırlar.

62 adet gözlemden oluşan 3 oda 4.kümesi için öncül modeller içerinde ElasticNet, % 6,3'lük MAPE ve 47.527 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerinden RF hariç tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen ElasticNet'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 4,5'lik MAPE ve 35.758 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

570 adet gözlemden oluşan 4 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 8,5'lik MAPE ve 165.013 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden DVR ve KNN hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 8'lik MAPE ve 157.773 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

570 adet gözlemden oluşan 4 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 9,5'lik MAPE ve 180.497 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden DVR ve KNN hariç tamamı, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 8,1'lik MAPE ve 153.618 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

656 adet gözlemden oluşan 4 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde XGBoost, % 11,7'lik MAPE ve 180.497 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerden sadece XGBoost ve CatBoost, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen XGBoost'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 10,6'lık MAPE ve 152.252 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

25 adet gözlemden oluşan 5 oda 1.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 4,7'lik MAPE ve 100.556 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin tamamı hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında

meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 3,3'lık MAPE ve 67.479 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

155 adet gözlemden oluşan 5 oda 2.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 9,2'lik MAPE ve 126.439 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. AdaBoost ile gerçekleştirilen meta model % 7,2'lik MAPE ve 97.850 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

70 adet gözlemden oluşan 5 oda 3.kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 4,6'lık MAPE ve 103.755 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. MARS ile gerçekleştirilen meta model % 3,8'lik MAPE ve 76.278 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

86 adet gözlemden oluşan 6 oda kümesi için öncül modeller içerinde Lasso, % 10,4'lük MAPE ve 153.204 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerinden sadece Lasso ve Ridge, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerin tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Lasso'dan daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. YSA ile gerçekleştirilen meta model % 8,3'lük MAPE ve 126,923 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir.

Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

28 adet gözlemden oluşan 7 oda kümesi için öncül modeller içerinde Ridge, % 5,2'lik MAPE ve 73.625 (TL) MAE değerleri ile en başarılı model olmuştur. Ayrıca gayrimenkul değerleme açısında öncül modellerin çoğunluğu, hem PRD hem de COD değerleri açısında uygun aralıklarda yer almaktadır. Bununla birlikte önerilen model mimarisi kapsamında meta modellerinden MARS ve ElasticNet hariç tamamı, öncül model içerisinde en iyi sonuç verilen Ridge'den daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadırlar. XGBoost ile gerçekleştirilen meta model % 4,6'lık MAPE ve RF ile gerçekleştirilen meta model 62,056 (TL) MAE değeri en iyi tahmin performansını sergilemektedir. Ayrıca tüm meta modeller hem PRD hem de COD değerleri açısından uygun değer aralıklarında yer almaktadırlar.

Çizelge 4.57. Yenimahalle ilçesine ait meta modellerin tahmin gücü

Veri Kümesi	Model	< %5	< %10	< %15	> %15
1 oda - 1.k (167)	RF	0,68	0,86	0,92	0,08
1 oda - 2.k (174)	ADA	0,61	0,85	0,93	0,07
1 oda - 3.k (14)	YSA	0,64	0,71	0,93	0,07
2 oda - 1.k (238)	YSA	0,38	0,58	0,71	0,29
2 oda - 2.k (182)	YSA	0,62	0,82	0,9	0,1
2 oda - 3.k (161)	YSA	0,7	0,83	0,89	0,11
3 oda - 1.k (256)	YSA	0,52	0,67	0,81	0,19
3 oda - 2.k (1544)	YSA	0,38	0,55	0,69	0,31
3 oda - 3.k (797)	YSA	0,44	0,59	0,74	0,26
3 oda - 4.k (62)	YSA	0,68	0,9	0,98	0,02
4 oda - 1.k (570)	YSA	0,55	0,72	0,84	0,16
4 oda - 2.k (294)	RF	0,56	0,74	0,86	0,14
4 oda - 3.k (656)	YSA	0,43	0,59	0,75	0,25
5 oda - 1.k (25)	ADA	0,92	0,92	1	0
5 oda - 2.k (155)	ADA	0,57	0,78	0,85	0,15
5 oda - 3.k (70)	MARS	0,74	0,96	0,97	0,03
6 oda (86)	YSA	0,56	0,72	0,84	0,16
7 oda (38)	XGB	0,71	0,92	0,97	0,03

Çizelge 4.56'de yer alan tüm metriklere ek olarak Çizelge 4.57'da görülmekte olduğu üzere en iyi sonuçların elde edildiği meta modellere ait yüzdelik dilimlerde mutlak hata oranların verilmektedir. Bu çerçevede 1 oda – 1.k (167) veri kümesi için meta model RF'nin tahminlerinin % 68'i, % 5'ten daha az, % 86'sı, % 10'dan daha az, % 92'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 8'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir.

1 oda – 2.k (174) veri kümesi için meta model AdaBoost'un tahminlerinin % 61'i, % 5'ten daha az, % 85'i, % 10'dan daha az, % 93'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 7'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 1 oda – 3.k (14) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 64'ü, % 5'ten daha az, % 71'i, % 10'dan daha az , % 93'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 7'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 1.k (238) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 38'i, % 5'ten daha az, , % 58'i, % 10'dan daha az , % 71'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 29'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 2.k (182) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 62'si, % 5'ten daha az, % 82'si, % 10'dan daha az, % 90'ı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 10'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 2 oda – 3.k (161) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 70'i, % 5'ten daha az, % 83'ü, % 10'dan daha az, % 89'u, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 11'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 1.k (256) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 52'si, % 5'ten daha az, % 67'si, % 10'dan daha az, % 81'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 19'u, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 2.k (1544) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 38'i, % 5'ten daha az, % 55'i, % 10'dan daha az, % 69'u, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 31'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 3.k (797) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 44'ü, % 5'ten daha az, % 59'u, % 10'dan daha az, % 74'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 26'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 3 oda – 4.k (62) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 68'i, % 5'ten daha az, % 90'ı, % 10'dan daha az, % 98'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 2'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 1.k (570) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 55'i, % 5'ten daha az, % 72'si, % 10'dan daha az, % 84'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 16'si, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 2.k (294) veri kümesi için meta model RF'nin tahminlerinin % 56'sı, % 5'ten daha az, % 74'ü, % 10'dan daha az, % 86'sı, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 14'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 4 oda – 3.k (656) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 43'ü, % 5'ten daha az, % 59'u, % 10'dan daha az, % 75'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 25'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda – 1.k (25) veri kümesi için meta model AdaBoost'un tahminlerinin % 92'si, % 5'ten daha az, % 92'si, % 10'dan daha az, % 100'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 0'ı, % 15'ten daha

fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda – 2.k (155) veri kümesi için meta model AdaBoost'un tahminlerinin % 57'si, % 5'ten daha az, % 78'i, % 10'dan daha az, % 85'i, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 15'i, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 5 oda – 3.k (70) veri kümesi için meta model MARS'ın tahminlerinin % 74'ü, % 5'ten daha az, % 96'sı, % 10'dan daha az, % 97'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 3'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 6 oda (86) veri kümesi için meta model YSA'nın tahminlerinin % 56'sı, % 5'ten daha az, % 72'si, % 10'dan daha az, % 84'ü, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 16'sı, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. 7 oda (38) veri kümesi için meta model XGBoost'un tahminlerinin % 71'i, % 5'ten daha az, % 92'si, % 10'dan daha az, % 97'si, % 15'ten daha az hata ile tahmin edilirken sadece % 3'ü, % 15'ten daha fazla mutlak hata oranına sahiptir. Tüm bu sonuçlar neticesin de her iki çizelge sonuçlarına göre geliştirilen model mimarisinin bir tanesi hariç tüm veri setleri kapsamında yüksek tahmin gücüne sahip olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.58. Yenimahalle ilçesine ait öncül modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		MARS	**ÇDR**	**Lasso**	**Ridge**	**ElasticNet**	**KNN**	**DVR**	**LGBM**	**RF**	**CatBoost**	**XGBoost**	**AdaBoost**	**YSA**
1 Oda –	**MAPE**	6	12	4	2	7	11	13	9	8	3	1	5	10
1. Küme	**MAE**	6	12	4	2	7	10	13	9	8	3	1	5	11
(167)	**Ortalama**	***6***	***12***	***4***	***2***	***7***	***10,5***	***13***	***9***	***8***	***3***	***1***	***5***	***10,5***
1 Oda –	**MAPE**	8	11	4	2	10	9	13	5	6	3	1	7	12
2. Küme	**MAE**	9	11	3	2	10	7	13	5	6	4	1	8	12
(174)	**Ortalama**	***8,5***	***11***	***3,5***	***2***	***10***	***8***	***13***	***5***	***6***	***3,5***	***1***	***7,5***	***12***
1 Oda –	**MAPE**	9	5	7	2	1	8	12	13	6	3	4	11	10
3. Küme	**MAE**	6	1	4	2	3	10	12	13	8	5	7	9	11
(14)	**Ortalama**	***7,5***	***3***	***5,5***	***2***	***2***	***9***	***12***	***13***	***7***	***4***	***5,5***	***10***	***10,5***
2 Oda –	**MAPE**	10	6	4	2	9	12	13	5	11	3	1	8	7
1. Küme	**MAE**	8	6	2	1	7	12	13	5	11	4	3	10	9
(238)	**Ortalama**	***9***	***6***	***3***	***1,5***	***8***	***12***	***13***	***5***	***11***	***3,5***	***2***	***9***	***8***
2 Oda –	**MAPE**	10	4	5	2	8	11	13	6	7	3	1	9	12
2. Küme	**MAE**	9	4	5	2	8	11	13	6	7	3	1	10	12
(182)	**Ortalama**	***9,5***	***4***	***5***	***2***	***8***	***11***	***13***	***6***	***7***	***3***	***1***	***9,5***	***12***
2 Oda –	**MAPE**	6	10	5	3	4	12	13	7	8	1	2	9	11
3. Küme	**MAE**	6	10	4	3	5	11	13	7	8	2	1	9	12
(161)	**Ortalama**	***6***	***10***	***4,5***	***3***	***4,5***	***11,5***	***13***	***7***	***8***	***1,5***	***1,5***	***9***	***11,5***
3 Oda –	**MAPE**	9	4	7	3	5	11	13	12	10	2	1	6	8
1. Küme	**MAE**	9	7	4	3	5	11	13	12	8	2	1	6	10
(256)	**Ortalama**	***9***	***5,5***	***5,5***	***3***	***5***	***11***	***13***	***12***	***9***	***2***	***1***	***6***	***9***
3 Oda –	**MAPE**	7	5	9	10	11	12	13	3	6	2	1	8	4
2. Küme	**MAE**	8	6	11	9	10	12	13	3	5	2	1	7	4
(1544)	**Ortalama**	***7,5***	***5,5***	***10***	***9,5***	***10,5***	***12***	***13***	***3***	***5,5***	***2***	***1***	***7,5***	***4***
3 Oda –	**MAPE**	11	7	8	10	9	12	13	3	6	2	1	4	5
3. Küme	**MAE**	10	11	6	8	7	12	13	3	5	2	1	4	9
(797)	**Ortalama**	***10,5***	***9***	***7***	***9***	***8***	***12***	***13***	***3***	***5,5***	***2***	***1***	***4***	***7***
	MAPE	5	7	4	1	2	12	13	9	8	6	3	10	11
	MAE	7	6	3	2	1	12	13	10	8	5	4	9	11

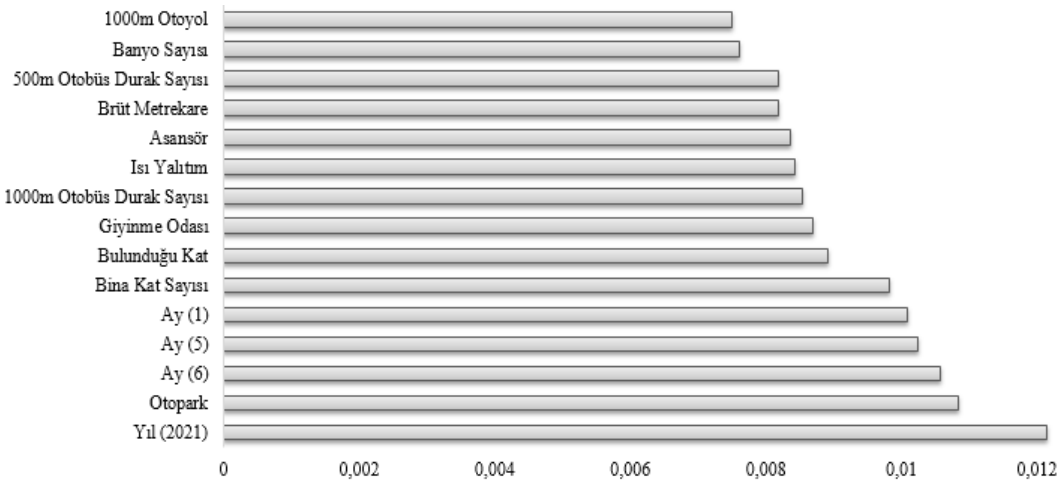
3 Oda – 4. Küme (62)	**Ortalama**	***6***	***6,5***	***3,5***	***1,5***	***1,5***	***12***	***13***	***9,5***	***8***	***5,5***	***3,5***	***9,5***	***11***
4 Oda – 1. Küme (570)	**MAPE**	11	8	5	6	7	12	13	3	9	2	1	4	10
	MAE	9	10	5	6	8	12	13	3	7	2	1	4	11
	Ortalama	***10***	***9***	***5***	***6***	***7,5***	***12***	***13***	***3***	***8***	***2***	***1***	***4***	***10,5***
4 Oda – 2. Küme (294)	**MAPE**	10	7	3	4	8	12	13	5	9	2	1	6	11
	MAE	10	8	3	4	7	12	13	5	9	2	1	6	11
	Ortalama	***10***	***7,5***	***3***	***4***	***7,5***	***12***	***13***	***5***	***9***	***2***	***1***	***6***	***11***
4 Oda – 3. Küme (656)	**MAPE**	9	10	6	5	8	12	13	3	11	1	2	4	7
	MAE	7	11	5	6	8	12	13	3	9	1	2	4	10
	Ortalama	***8***	***10,5***	***5,5***	***5,5***	***8***	***12***	***13***	***3***	***10***	***1***	***2***	***4***	***8,5***
5 Oda – 1. Küme (25)	**MAPE**	6	2	1	3	5	9	11	12	10	7	4	8	13
	MAE	6	2	1	3	5	9	11	12	10	7	4	8	13
	Ortalama	***6***	***2***	***1***	***3***	***5***	***9***	***11***	***12***	***10***	***7***	***4***	***8***	***13***
5 Oda – 2. Küme (155)	**MAPE**	7	8	1	3	6	12	13	5	11	4	2	10	9
	MAE	7	9	1	2	5	12	13	6	8	4	3	10	11
	Ortalama	***7***	***8,5***	***1***	***2,5***	***5,5***	***12***	***13***	***5,5***	***9,5***	***4***	***2,5***	***10***	***10***
5 Oda – 3. Küme (70)	**MAPE**	5	8	1	2	6	9	13	10	11	4	3	7	12
	MAE	4	7	1	2	6	8	13	10	11	5	3	9	12
	Ortalama	***4,5***	***7,5***	***1***	***2***	***6***	***8,5***	***13***	***10***	***11***	***4,5***	***3***	***8***	***12***
6 Oda (86)	**MAPE**	8	5	1	2	3	10	13	7	12	6	4	9	11
	MAE	8	5	1	2	4	10	13	7	11	6	3	9	12
	Ortalama	***8***	***5***	***1***	***2***	***3,5***	***10***	***13***	***7***	***11,5***	***6***	***3,5***	***9***	***11,5***
7 Oda (38)	**MAPE**	7	3	2	1	4	10	12	13	8	6	5	9	11
	MAE	7	3	2	1	4	10	12	13	8	6	5	9	11
	Ortalama	***7***	***3***	***2***	***1***	***4***	***10***	***12***	***13***	***8***	***6***	***5***	***9***	***11***
Genel Ortalama		***7,78***	***6,97***	***3,94***	***3,42***	***6,19***	***10,81***	***12,78***	***7,28***	***8,44***	***3,47***	***2,25***	***7,5***	***10,17***

Çizelge 4.59. Yenimahalle ilçesine ait meta modellerin tüm ilçe verilerine göre karşılaştırılması

		ElasticNet	**MARS**	**AdaBoost**	**XGBoost**	**RF**	**YSA**
1 Oda – 1. Küme (167)	**MAPE**	5	6	2	3	1	4
	MAE	5	6	2	3	1	4
	Ortalama	***5***	***6***	***2***	***3***	***1***	***4***
1 Oda – 2. Küme (174)	**MAPE**	6	5	1	3	2	4
	MAE	6	4	1	3	2	5
	Ortalama	***6***	***4,5***	***1***	***3***	***2***	***4,5***
1 Oda – 3. Küme (14)	**MAPE**	3	6	2	5	4	1
	MAE	1	3	4	6	5	2
	Ortalama	***2***	***4,5***	***3***	***5,5***	***4,5***	***1,5***
2 Oda – 1. Küme (238)	**MAPE**	6	3	5	2	4	1
	MAE	3	2	6	5	4	1
	Ortalama	***4,5***	***2,5***	***5,5***	***3,5***	***4***	***1***
2 Oda – 2. Küme (182)	**MAPE**	5	4	2	3	6	1
	MAE	5	2	3	4	6	1
	Ortalama	***5***	***3***	***2,5***	***3,5***	***6***	***1***
2 Oda – 3. Küme (161)	**MAPE**	5	3	2	6	4	1
	MAE	3	4	2	6	5	1
	Ortalama	***4***	***3,5***	***2***	***6***	***4,5***	***1***
3 Oda – 1. Küme (256)	**MAPE**	5	3	2	4	6	1
	MAE	6	5	1	4	3	2
	Ortalama	***5,5***	***4***	***1,5***	***4***	***4,5***	***1,5***
3 Oda – 2. Küme (1544)	**MAPE**	6	2	4	3	5	1
	MAE	4	2	6	5	3	1
	Ortalama	***5***	***2***	***5***	***4***	***4***	***1***
3 Oda – 3. Küme (797)	**MAPE**	4	3	5	2	6	1
	MAE	4	2	6	5	3	1
	Ortalama	***4***	***2,5***	***5,5***	***3,5***	***4,5***	***1***
3 Oda – 4. Küme (62)	**MAPE**	4	5	2	3	6	1
	MAE	4	5	2	3	6	1
	Ortalama	***4***	***5***	***2***	***3***	***6***	***1***
4 Oda – 1. Küme (570)	**MAPE**	2	3	4	6	5	1
	MAE	4	5	3	6	2	1
	Ortalama	***3***	***4***	***3,5***	***6***	***3,5***	***1***

4 Oda – 2. Küme (294)	**MAPE**	5	1	4	6	2	3
	MAE	6	2	3	4	1	5
	Ortalama	***5,5***	***1,5***	***3,5***	***5***	***1,5***	***4***
4 Oda – 3. Küme (656)	**MAPE**	5	2	6	3	4	1
	MAE	3	4	6	5	2	1
	Ortalama	***4***	***3***	***6***	***4***	***3***	***1***
5 Oda – 1. Küme (25)	**MAPE**	5	4	1	2	6	3
	MAE	5	4	1	2	6	3
	Ortalama	***5***	***4***	***1***	***2***	***6***	***3***
5 Oda – 2. Küme (155)	**MAPE**	4	5	1	3	6	2
	MAE	3	4	1	6	5	2
	Ortalama	***3,5***	***4,5***	***1***	***4,5***	***5,5***	***2***
5 Oda – 3. Küme (70)	**MAPE**	6	1	2	4	5	3
	MAE	6	1	2	3	5	4
	Ortalama	***6***	***1***	***2***	***3,5***	***5***	***3,5***
6 Oda (86)	**MAPE**	6	1	3	5	4	2
	MAE	6	3	4	5	2	1
	Ortalama	***6***	***2***	***3,5***	***5***	***3***	***1,5***
7 Oda (38)	**MAPE**	2	5	6	1	3	4
	MAE	2	5	6	3	1	4
	Ortalama	***2***	***5***	***6***	***2***	***2***	***4***
Genel Ortalama		***4,44***	***3,47***	***3,14***	***3,94***	***3,92***	***2,08***

Sincan ilçesi kapsamında genel model performansları Çizelge 4.58 ve Çizelge 4.59'da gösterilmektedir. Bu çizelgelerden görülebileceği üzere öncül modeller içerisinde tüm veri seti kapsamında en iyi model 2,25 ortalama sıralama puanı ile XGBoost olurken meta modeller açısından ise 2,08 ortalama sıralama puanı ile YSA en iyi performans gösteren modeller olmuştur. Her ne kadar her bir veri seti kapsamında farkı modeller daha iyi sonuçlar sergilemiş olsalar da eğer Yenimahalle ilçesi kapsamında tek bir öncül model veya tek bir meta model seçilmesi gerekir ise bu modellerin seçilmesi uygun olacaktır.



Şekil 4.14. Yenimahalle ilçesi kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler

Şekil 4.14'de Yenimahalle ilçesi kapsamında oluşturulan tüm veri kümeleri ve tüm öncül modeller için özellik seçimi sonrasında en çok kullanılan ilk 15 değişkene ait kullanım

oranları sunulmaktadır. Burada oluşturulan sıralama modelleme esnasında özellik seçim aşamasında en çok seçilen özelliklere göre yapılan bir sıralama ile elde edilmiştir. Bu neticede Şekil 4.14'de de görülmekte olduğu üzere Yıl (2021) değişkeni modellerin oluşturulmasında en çok seçilen özellik iken sırasıyla Otopark, Ay (6) ve Ay (5) gibi özellikler bu özelliklerin hemen ardından gelmektedir. Ayrıca burada da diğer ilçelerde olduğu gibi Ay (5), Ay (6), Ay (1) ve Yıl (2021) gibi zaman değişkenlerinin varlığı tahmin edilebileceği gibi çok dalgalı olan bir periyot kapsamında zaman kavramının önemini ortaya koymaktadır.

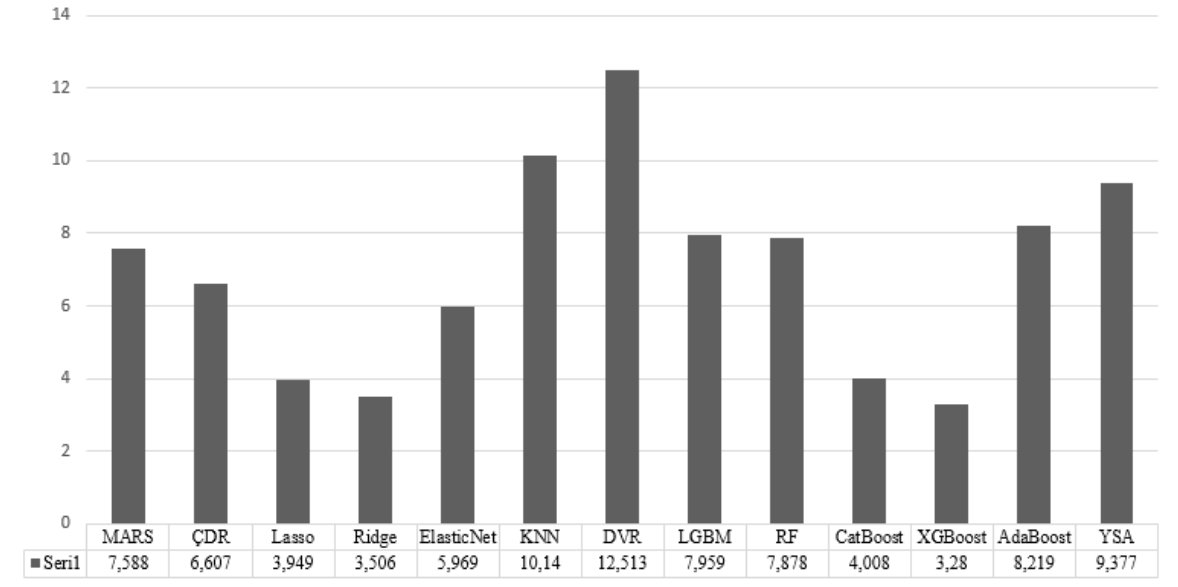
5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Gelişmiş ve gelişmekte olan ülkelerin ekonomileri açısında kritik öneme sahip olan gayrimenkul sektörü, bireyler için barınak olmanın ötesinde ülkenin en temel varlık sınıfını oluşturmakla birlikte tıkanan ekonomilerin canlandırılmasından ve büyüme kaynağı olarak kullanılmasından dolayı ülke ekonomisi için en başat faktörlerden birisidir. Fakat özellikle gayrimenkul stokunun çok hızlı bir şekilde artığı günümüzde daha sağlıklı bir gayrimenkul piyasası ve dolaylı olarak ülke ekonomisi adına uygun bir gayrimenkul değerleme süreci ile birlikte uygun değerleme araçlarına olan ihtiyaç da gün geçtikçe artmaktadır. Gelişmekte olan ülkelerde, başta ÇDR temelli hedonik regresyon yöntemi olmak üzere güncel makine öğrenme yaklaşımları ile sayısız araştırmacı tarafından çalışılan gayrimenkul değerleme alanı, birçok gelişmekte olan veya az gelişmiş ülkelerde ki gibi Türkiye'de de sınırlı sayıda çalışma barındırmaktadır. Ayrıca gerçekleştirilen çalışmalar, tahmin doğruluğu açısından pek tatminkâr sonuçlar sunmamakta ve bilinen sorunlarına rağmen geleneksel çoklu regresyon analizine dayanmaktadır. Büyükkaracığan ve diğerlerinin (2017) ve ayrıca Yomralıoğlu ve diğerlerinin (2012) de belirtiği üzere ülkemizde gayrimenkul değerlemesinde ve dolayısıyla gayrimenkul değerlemesinde doğru, güncel ve gayrimenkul değeri üzerinde etken kesin bir değerleme modelinin belirlenmemesi en büyük problemdir. Bu nedenle bu çalışmanın amacı Türkiye örneklemleri üzerine yapılan daha önceki çalışmaların aksine gelişmiş yöntemler ile kapsamlı bir gayrimenkul değerleme metodolojisi ortaya koymaktır. Özellikle ülkemizde gayrimenkul sektörüne ait kapsamlı bir veri setinin düzenli olarak sağlanmaması bu alanda yapılan çalışmaları kısıtlamaktadır. Sonuç olarak bu çalışma gayrimenkul değerlemesine dayalı daha iyi bir tahmin değeri ile daha iyi bir bilgi için hem bireysel ev sahipleri veya alıcıları hem de geri kalan tüm tüzel taraflar adına destek sağlamak adına tutarlı bir gayrimenkul satış fiyatı tahmin modelli mimarisi önermektedir. Çalışma her ne kadar Türkiye'nin başkenti olan Ankara gayrimenkul piyasasını örneklem olarak ele alsa da geliştirilen yöntem mimarisi açısından tüm gayrimenkul değerleme yazınına hitap etmektedir. Daha kapsamlı olarak bu tez çalışması, birden fazla makine öğrenmesi yöntemi kullanılarak topluluk öğrenmesi yaklaşımın bir unsuru olan yığınlama ile daha yüksek bir homojenlik elde etmek amacıyla öncül bir yaklaşım olarak kümeleme modelleri vasıtasıyla, hibrit bir yaklaşım kullanarak gayrimenkulerin güncel piyasa değerini tahmin etmede yüksek doğruluk elde edebilecek bir model mimarisi ortaya koymaktadır.

Bununla birlikte elde edilen bulgular incelendiğinde geliştirilen model mimarisinin çok sayıda farklı alt pazar kapsamında hem küçük hem de yüksek sayıda gözlemden oluşan veri kümeleri için uygun olduğu göstermektedir. Önerilen model mimarisi kapsamında topluluk öğrenmesinin bir yaklaşımı ile geliştirilen yığınsal meta modeller neredeyse tüm veri setleri dâhilinde, IAAO tarafından uluslararası standart olarak kabul edilen, PDR ve COD metrik değerleri açısında üstün performans ortaya koymuşlardır. Önerilen model mimarisi, Çankaya 2 oda (3.küme), Çankaya 2 oda (2.küme) ve Sincan 4 oda (3.küme) veri setleri haricinde tüm veri setlerinde PDR ve COD değerleri açısında yeterlilik sağlamıştır. Ayrıca Altındağ 4 oda (5.küme), Çubuk 2 oda ve Pursaklar 3 oda (1.küme) veri setlerinde yığınsal modeller her ne kadar PDR ve COD değerleri açısında yeterli olsalar da öncül modellerin, MAE ve MAPE tahmin metrikleri daha iyi sonuçlar ortaya koymuşlardır. Tüm bu sonuçlar neticesinde literatürdeki diğer çalışmaların da (Graczyk vd., 2010; Pow vd., 2014; Kontrimas ve Verikas, 2011; Yang ve Cao, 2018; Georgiadis, 2018; Walthert ve Sigrist, 2019; Xiong vd., 2019; Truong vd., 2020; Terregrossa ve Ibadi, 2021; Chou vd., 2022) ortaya koyduğu gibi topluluk öğrenmesi yaklaşımları bireysel makine öğrenmesi yaklaşımlarına nazaran gayrimenkul fiyat tahmin görevinde daha çok daha başarılı sonuçlar ortaya koymaktadır. Özellik bu yüksek tahmin performansının en temel sebebi ise bu tez çalışması kapsamında literatüdeki çalışmalardan farklı olarak kullanılan her bir öncül model ve her bir *k*'ıncı çapraz değerleme test veri kümesi için ayrı ayrı geliştirilen özellik seçimi ile yığınsal modeller üzerindeki bilgi kazancının artırılması olmuştur. Ayrıca yığınlama topluluk modelinin, gürültülü ve aşırı uyum sorunları olan veri kümeleriyle başa çıkmadaki etkinliğinin daha tutarlı sonuçlar elde edilemesinde etkili olduğunun vurgulanması gerekmektedir. Tüm bunlara ek olarak elde edilen bu tahmin sonuçlarının başarısı sadece regresyon görevinde kullanılan makine öğrenmesi yaklaşımlarının veya meta modellerin değil aynı zaman da alt pazarların belirlenmesinde kullanılan denetimsiz öğrenme yaklaşımları ile doğru orantılıdır. Bu neticede elde edilen tüm bu sonuçlar diğer birçok çalışmanında (Lewis vd., 1997; Goetzmann vd., 1998; Bourassa ve Hoesli, 1999; Depari, 2021; Tomal, 2021; Shi vd., 2022; Zurada vd., 2001; Wu ve Sharma; 2012; Hepşen vd., 2015; Calka, 2019; Bielecka ve Całka, 2014; Depari, 2021; Jenkins vd., 1999; Wu vd., 2018) ortaya koyduğu gibi denetimsiz öğrenme yaklaşımlarının gayrimenkul alt pazarlarının tespitinde etkili olduğunu göstermektedir. Mevcut gayrimenkul alt pazarlarının belirlenmesi çalışmalarına ek olarak bu tez çalışmasında geliştirilen denetimsiz öğrenme yaklaşımı, aşamalı bir yaklaşım ile sezgisel ve veri yönelimli yaklaşımlarını birleştirmektedir. Bu noktada çalışma kapsamında oda sayısına göre gruplandırma ile BIRCH kümeleme

yaklaşımı birleştirilerek, ampirik sonuçlarında gösterdiği üzere tahmin performansı geliştirilmiştir.

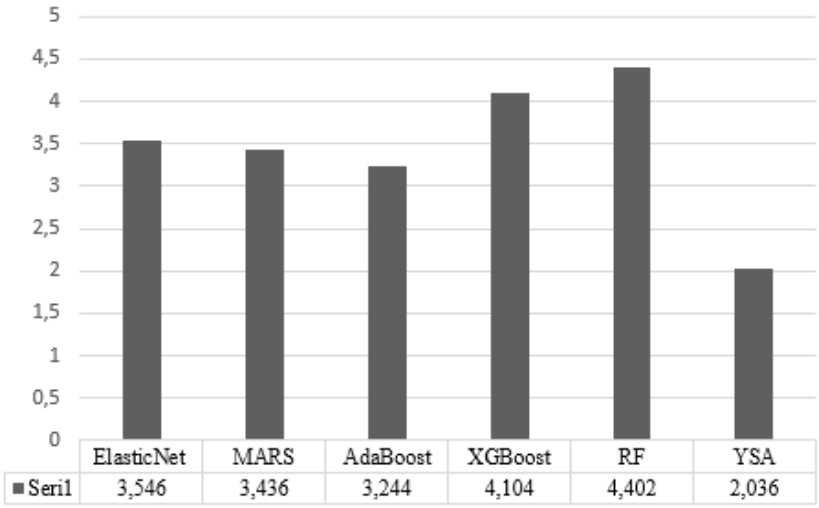
Tüm bu bulgular ışığında geliştirilen yığınlama modeli, öncül modeller içinde en iyi performans sergileyen modelle göre Akyurt ilçesi için MAPE değerine göre % 12, MAE değerine göre ise % 8,75, Altındağ ilçesi için MAPE değerine göre % 20,74, MAE değerine göre ise % 27,57, Çubuk ilçesi için MAPE değerine göre % 25,6, MAE değerine göre ise % 25,45, Çankaya ilçesi için MAPE değerine göre % 17,43, MAE değerine göre ise % 16,01, Etimesgut ilçesi için MAPE değerine göre % 16,3, MAE değerine göre ise % 12,42, Gölbaşı ilçesi için MAPE değerine göre % 26,6, MAE değerine göre ise % 26,13, Keçiören ilçesi için MAPE değerine göre % 17,09, MAE değerine göre ise % 16,6, Mamak ilçesi için MAPE değerine göre % 17,6, MAE değerine göre ise % 15,76, Polatlı ilçesi için MAPE değerine göre % 20,12, MAE değerine göre ise % 22,79, Pursaklar ilçesi için MAPE değerine göre % 17,6, MAE değerine göre ise % 15,48, Sincan ilçesi için MAPE değerine göre % 24,31, MAE değerine göre ise % 19,02, Yenimahalle ilçesi için MAPE değerine göre % 17,6, MAE değerine göre ise % 13,9 bir performans artışı göstermiştir. Geliştirilen yığınlama modeli, öncül modeller içinde en iyi performans sergileyen modelle göre Tüm Ankara ili kapsamında tüm 157 veri seti için MAPE değerine göre % 19,4, MAE değerine göre ise % 18,33 performans artışı ile Cao ve Yang (2018) tarafından ortaya konan % 6,7'lik performans artışına kıyasla oldukça başarılı sonuçlar göstermiştir.



Şekil 5.1. Ankara ili kapsamında tüm veri setleri için öncül model karşılaştırılması

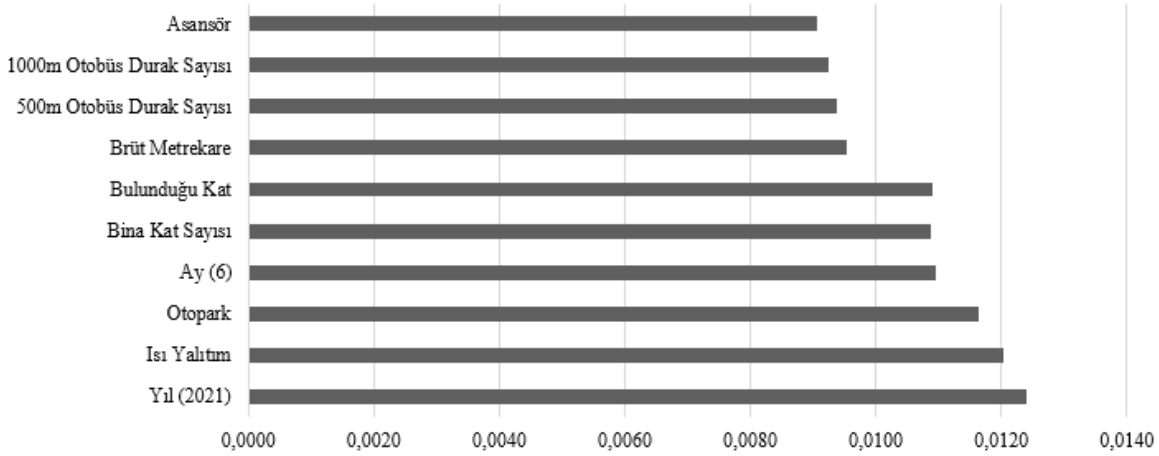
Elde edilen ampirik bulgular neticesinde MAPE ve MAE değerlerine göre tüm veri setleri kapsamında öncül modellere ait sıralamalar Şekil 5.1'de sunulmaktadır. Şekil 5.1'den de anlaşılacağı gibi XGBoost yöntemi öncül modeller içerisinde en iyi sonuçları ortaya koymakla Ridge, Lasso ve CatBoost yöntemleri hemen ardından gelmektedir. Ayrıca DVR yöntemi en kötü sergileyen model olurken KNN ve YSA sırasıyla diğer en kötü performans sergileyen modeller olmuşlardır. Özellikle gayrimenkul değerleme alanın da özellikle YSA, ÇDR, RF, DVR ve KNN yöntemlerine nazaran daha az tercih edilmiş yöntemlerden biri olarak XGBoost yönteminin göstermiş olduğu sonuç dikkat çekicidir. Ayrıca bu bulgular, mevcut çalışmalar içerisinde XGBoost yönteminin diğer makine öğrenmesi yaklaşımlarından daha kötü performans sergilediğini ortaya koyan (Truong vd., 2020; Rampini ve Cecconi, 2021) çalışmaların aksine XGBoost yönteminin başarılı tahmin performansı sergilediğini orataya koyan çalışmaları (Kok vd., 2017; Peng vd., 2019; Mrsic vd., 2020; Manasa vd., 2020) destekler niteliktedir. Bir diğer nokta ise DVR ve KNN gibi bu alanda sıklıkla kullanılan modellerin göstermiş olduğu kötü performanstır. Bu alandaki bir çok çalışma (Imran vd., 2021; Phan, 2018; Yalpır vd., 2013; Kontrimas ve Verikas, 2011; Lam vd., 2008; Bui vd., 2017) DVR'nin diğer yöntemlere nazaran daha iyi performans gösterdiğini ortaya koysalar da bu çalışma kapsamında elde edilen ampirik bulgular bu çalışmaları desteklememektedir. KNN tarafında ortaya konana sonuç ise başka bir durumu gözler önüne sermektedir. Bu yöntemler içerisinde manuel gayrimenkul değerlemeye en çok benzeyen KNN tarafından konan sonuçlar sadece benzerlik kriterlerine göre gayrimenkul fiyat tahmininin gayrimenkul değerleme sürecinde yeterli olmadığının bir kanıtı niteliğindedir. Özellikle değinilmesi gereken bir diğer husus ise özellikle gayrimenkul değerleme alanında birçok karşılaştırmalı çalışmada da kullanılan YSA yönteminin göstermiş olduğu sonuçtur. Bilhassa birçok çalışma (Tay ve Ho, 1992; Do ve Grudnitski, 1992; Cechin vd., 2000; Din vd., 2001; Nguyen ve Cripps, 2001; Wong vd., 2002; Limsombunchao vd., 2004; Wilkowski ve Budzynski, 2006; Pagourtzi vd., 2007; Peterson ve Flanagan, 2009; Selim, 2008; Selim; 2009; Selim ve Demirbilek, 2009; Pi-ying, 2011; Amri ve Tularam, 2012; Landajo vd., 2012; Yoo vd., 2012; Ecer, 2014; Yazgan vd., 2017; Vineeth vd., 2018; Ghorbani ve Afgheh, 2017; Abhyankar ve Singla, 2021; Sa'at vd., 2021; Terregrossa ve Ibadi, 2021; Mora-Esperanza, 2004; Tabales vd., 2013; Lai ve Fischer, 2006; Yalpir vd., 2014; Friesen vd., 2011; Khamis ve Kamarudin, 2014; Yacim ve Boshoff, 2018b; Tabar vd., 2021; Núñez-Tabales vd., 2016; Xu ve Gade, 2017; Lin ve Mohan, 2011; Štubňová vd., 2020; Torres-Pruñonosa vd., 2021; Mankad, 2021;) tarafından YSA'nın ÇDR'den çok daha iyi sonuçlar ortaya koyduğuna yönelik bulgular sunulmuş olmakla

birlikte bu çalışmanın ortaya koyduğu bulgular neticesinde gayrimenkul değerleme görevinde ÇDR'nin YSA'dan daha iyi performans ortaya koyduğunu destekleyen daha az sayıdaki çalışmaların (Worzala vd., 1995; Lenk vd., 1997; Rossini, 1997; McGreal vd., 1998; Zurada vd., 2006; Kontrimas ve Verikas, 2011; McCluskey vd., 2012; Feng ve Jones, 2015; Hayrullahoğlu vd., 2017) bulguları desteklenmektedir. Fakat belirtmekte fayda var ki YSA her ne kadar düşük bir performans sergilemiş olsa da hata varyansı oldukça düşük bir model performansı ortaya koymuştur. Fakat özellikle az sayıda ki gözlemlere sahip veri setlerinde ÇDR'nin göstermiş olduğu performans YSA'dan daha iyi olmasına sebebiyet vermiştir.



Şekil 5.2. Ankara ili kapsamında tüm veri setleri için meta model karşılaştırılması

Elde edilen ampirik bulgular neticesinde MAPE ve MAE değerlerine göre tüm veri setleri kapsamında yığınlama ile geliştirilen meta modellere ait sıralamalar Şekil 5.2'de sunulmaktadır. Şekil 5.2'de de görülmekte olduğu üzere her ne kadar diğer modeller bir birinden açık ara daha iyi performans sergilemese de YSA diğer tüm modellerden çok daha iyi tahmin performansı ortaya koymuştur. Özellikle öncül model olarak kullanıldığında performansı göz önüne alındığında YSA'nın meta model olarak performansı oldukça dikkat çekicidir. Ayrıca mevcut diğer topluluk öğrenmesi ile yığınlama kullanılan çalışmalarda meta model geliştirilme sürecinde birden fazla model karşılaştırılmadığı için elde edilen bu ampirik bulgu gayrimenkul değerleme alanında topluluk öğrenmesi çalışacak olan diğer araştırmalar için oldukça dikkat çekici olacaktır.



Şekil 5.3. Ankara ili kapsamında fiyat oluşumundaki en etken değişkenler

Şekil 5.3'te Ankara ili kapsamında oluşturulan tüm veri kümeleri ve tüm öncül modeller için özellik seçimi sonrasında en çok kullanılan ilk 10 değişkene ait kullanım oranları sunulmaktadır. Burada oluşturulan sıralama modelleme esnasında özellik seçim aşamasında en çok seçilen özelliklere göre yapılan bir sıralama ile elde edilmiştir. Bu neticede Şekil 5.3'te de görülmekte olduğu üzere Yıl (2021) değişkeni modellerin oluşturulmasında en çok seçilen değişken iken sırasıyla Isı Yalıtım, Otopark ve Ay (6) gibi özellikler hemen ardından gelmektedir. Tüm ilçe bulgularının da yansıttığı üzere Yıl (2021) ve Ay (6) gibi zaman değişkenlerinin yüksek öneme sahip olması tahmin edilebileceği gibi çok dalgalı olan bir periyot kapsamında zaman kavramının önemini ortaya koymaktadır. Özellikle incelenen dönem neticesinden aylık hatta günlük fiyat değişimlerin çok yoğun olduğu ve çeşitli devlet politikalarının gayrimenkul fiyatları üzerinde günlük ani artışlara sebebiyet vermesi gibi çeşitli nedenler göz önüne alındığında zaman değişiklerinin gayrimenkul fiyatları üzerinde en etken değişkenler olması kaçınılmaz olmaktadır. Ayrıca bu durum makine öğrenmesi yaklaşımları ile farklı zaman aralıklarında satışa konu olan gayrimenkullerin herhangi bir fiyat düzeltmesi gerçekleştirilmeden de değerlendirilebileceğini göstermektedir. Harici bir zamana bağlı düzeltme olmaksızın sadece tanımlanan zaman değişkenleri, makine öğrenmesi yaklaşımlarının zamana bağlı değişimleri de tespit etmesine olanak sağlamaktadır. Isı yalıtım değişkeni ise Türkiye'de yapılan diğer çalışmaların aksine ikinci en önemli değişken olarak tespit edilmiştir. Bu bulgu sonucunun, özellikle Ankara ilinin coğrafi koşuları göz önüne alındığında, diğer illerde gerçekleştirilen çalışmalardan fark çıkması beklenebilir durumu yansıtmaktadır. Ayrıca 500 m ve 1000 m içerisindeki otobüs durak sayına ilişkin değişkenler literatürde mevcut hiçbir çalışmada kullanılmamış olup sadece bu tez çalışmasına özgü geliştirilmiş değişkenlerdir ve bu tez çalışması kapsamında

geliştirilen mekânsal veri tabanının ve dolayısıyla mekânsal değişkenlerin önemini kanıtlar niteliktedir. Diğer değişkenler göz önüne alındığında Brüt Metrekare (Selim, 2008; Selim, 2009; Yayar ve Demir; Keslin 2008; Ecer; 2014; Üçdoruk, 2001; Kuru vd., 2021; Daşkıran, 2015; Ozalp ve Akinci, 2017; Kördiş vd., 2014; Yayar ve Karaca; Ellibeş ve Görmüş, 2018; Çalmaşur ve Aysin, 2019; Çiçek ve Hatırlı, 2014; Gerek, 2014), Asansör (Ecer; 2014; Daşkıran, 2015; Kördiş vd., 2014;), Bulunduğu Kat (Üçdoruk, 2001; Ellibeş ve Görmüş, 2018), Bina Kat Sayısı (Kuru vd., 2021; Daşkıran, 2015), Otopark (Kördiş vd., 2014) Türkiye'de yapılan çalışmalara paralel sonuçlar elde edilmiştir.

Genel olarak, literatüre kıyasla bu tez çalışmasının ana katkıları şu şekilde sıralanabilir; birincisi, çalışma kapsamında kullanılan gayrimenkul işlem verileri ve gayrimenkul özellikleri açısından literatürde kullanılan gayrimenkul verilerinden birçok bakımdan daha yeterli olmasıdır. Bir gayrimenkulün değerini belirleyen en önemli faktörlerin başında konum gelmesi hasebiyle çalışmada gayrimenkullerin sadece yapısal nitelikleri değil aynı zamanda uzamsal nitelikleri (coğrafi, altyapı ve mahalle) de dikkate alınmış ve coğrafi koordinatlar kullanılarak çok sayıda açıklayıcı değişken türetilmektedir. Bu amaçla her bir gayrimenkulün fiziksel özellikleri yanı sıra Ankara ili için geliştirilen kapsamlı ve ülkemiz adına en geniş bir mekânsal veritabanı ile gayrimenkulün sadece fiziksel ve mahalli özellikleri değil aynı zamanda mekânsal özellikleri de modelleme sürecine dâhil edilmiştir. Bu amaçla Türkiye ve dünyadaki diğer benzer çalışmaların aksine çok fazla mekânsal birim toplanarak ve bu mekânsal birimlerden çok sayıda değişken türetilerek modelleme süreçlerine dâhil edilmiştir. Elde edilen ampirik bulguların da gösterdiği üzere geliştirilen bu mekânsal veri tabanın etkileri görülebilmektedir. Hem ilçe bazında hem de tüm Ankara kapsamında türetilen bu mekânsal değişkenler, bağımlı değişken olan fiyat üzerinde oldukça yüksek etkiye sahip değişkenler olarak tespit edilmiştir. İkinci bir katkı ise örneklem büyüklüğü ve analiz edilen pazar ile ilgilidir. Bu çalışma kapsamında gayrimenkul pazarının küçük bir bölümü veya çok az sayıda gözlem ile ilgilenen diğer çalışmaların aksine (Isakson, 1988; Limsombunchao vd., 2004; Baldemir vd., 2007; Özsoy ve Şahin, 2009; Frew ve Wilson, 2002; Ozus vd., 2015; McCluskey ve Anand, 1999; Yankaya ve Çelik, 2005; Ecer, 2014; Altınay, 2010; Baldominos vd., 2018; Üçdoruk, 2001; Sevgen ve Aliefendioğlu, 2020; Mankad, 2021; Afşar vd., 2017; Daşkıran, 2015; Kitapci vd., 2017; Worzala vd., 1995; Yalpir, 2014; Uyar ve Yayla, 2016; McGreal vd., 1998; Kuru vd., 2021; Işık, 2016; Yıldırım, 2019; Štubňová vd., 2020; Calmasur, 2016; Rampini ve Cecconi, 2021; Zhou, 2020; Bilgilioğlu ve Yılmaz, 2021; Büyük ve Ünel, 2021; Terregrossa ve Ibadi, 2021; Chiarazzo

vd., 2014; Hamzaoui ve Perez, 2011; Bulut vd., 2015; Hayrullahoğlu vd., 2017; Mora-Esperanza, 2004; Abidoye ve Chan, 2017b; Çelik ve Turgut, 2019; Gerek, 2014; Tabar vd., 2021; Ersoz vd., 2018; Ellibeş ve Görmüş, 2018; Alkan vd., 2022) Ankara kentini tümden barındıran kapsamlı bir araştırma yürütülmüştür. Bu kapsamda 12 farklı ilçe, 150'den farklı alt pazar, 282 farklı değişken ile toplamda 75 binden daha fazla gayrimenkul verisi ile 2 milyardan fazla model optimize edilerek çalışma bulguları elde edilmiştir. Bu nedenden ötürü bu tez çalışması bu zamana kadar gerçek gayrimenkul verileri üzerine gerçekleştirilmiş en kapsamlı çalışma konumundadır. Uygulama kapsamında elde edilen sonuçlar da daha bütüncül bir yaklaşım içerisinde geniş bir gayrimenkül piyasasının, önerilen model mimarisi ile birlikte insan müdahalesinin en aza indirilerek değerlendirilebileceğini göstermektedir. Üçüncü olarak ise bu çalışma, gayrimenkul değerleme yazınında yapılan çalışmalar tarafından genellik ihmal edilen fakat özellikle makine öğrenmesi alanında kritik bir öneme sahip olan özellik mühendisliği adımlarına detaylı olarak incelemektedir. Özellikle yeni değişkenler türetme, aykırı değer tespiti ve özellik seçim süreçlerinin detaylı ve geniş bir şekilde gerçekleştirilmesi, tahmin performansı üzerine doğrudan olumlu sonuçlar sunmaktadır. Bu tez çalışması kapsamında geliştirilen model mimarisi ise alana sunmuş olduğu dördüncü ve belki de en önemli katkı olmaktadır. Hem denetimsiz öğrenme aşamasında hem de yığınlama modellerinin geliştirilmesi sürecinde izlenen adımlar sadece bu çalışmaya özgü niteliktedir. Ayrıca bu modelleme süreci kapsamında model optimizasyonu için 1 milyardan fazla modelleme ile bu çalışma makine öğrenmesi ile gerçek hayat gayrimenkul verileri üzerine yapılmış en kapsamlı bakış açısını ortaya koymaktadır. Hem denetimsiz öğrenme aşamasında hem de yığınlama modellerinin geliştirilmesi sürecinde kullanılan yaklaşımların haricinde özellik seçimi sürecinde de geliştirilen yaklaşım mevcut literatürdeki çalışmalardan ayrılmaktadır. Bu çalışma kapsamında özellik seçimi veri seti kapsamında gerçekleştirilmemiş olup her bir model ve bu modellin çeşitli hiper-parametre ayarlarına göre tek tek gerçekleştirmiştir. Bu durum her ne kadar işlem sürecini uzatmış olsa da çok daha yüksek tahmin performansına neden olmuştur. Bu tez çalışması ayrıca Türkiye kapsamında gayrimenkul alt pazarlarının belirlenmesinde denetimsiz öğrenme yaklaşımlarını bu denli kullanan ilk çalışma konumdadır. Bunula birlikte bu kapsamda elde edilen sonuçları alternatif sezgisel yöntemlerle detaylı bir karşılaştırmanın yanı sıra incelenen literatür kapsamında denetimsiz öğrenme yaklaşımları ile sezgisel yöntemleri birleştirin ilk çalışmadır. Beşinci olarak ise bu çalışma kapsamında sunulan model mimarisinin sadece tek bir bölgeye veya kentte yönelik olmamasıdır. Geliştirilen model mimarisi kapsamında özellikle kullanılan yığılama modelli ile geliştirilen

bu sistem herhangi bir gayrimenkul pazarı içinde rahatlıkla uygulanabilmektedir. Özellikle gayrimenkul değerleme alanında geliştirilen modellerin genellikle lokal bölgelere yönelik olması ve genelleştirilememesi göz önünde alındığında bu tez çalışması kapsamında sunulan model mimarisi yapısı itibari ile tüm gayrimenkul pazarları için genel bir değerleme modeli ortaya koymaktadır. Elde edilen tüm bulgular bu durumu destekler niteliktedir. Oldukça yüksek bir heterojen yapıya sahip olan Ankara kenti kapsamında12 farklı ilçe ve tespit edilen 157 farklı alt pazarın neredeyse tümü için uluslararası standartlarda tahmin sonuçları elde edilmiştir. Elde edilen bu ampirik bulgular neticesinde geliştirilen model mimarisinin, herhangi bir kent özelinde herhangi bir gayrimenkul pazarı için de rahatlıkla uygulanabileceğini söylemek mümkündür. Son olarak bu çalışma ele alınan dönem ve mevcut dönemim piyasa koşuları bakımdan da literatürdeki istikrarlı gayrimenkul piyasaları veya dönemleri üzerine araştırma gerçekleştiren birçok çalışmadan ayrılmaktadır. Çalışma kapsamında ele alanına dönem aralığında gayrimenkul fiyatlarında yaşanan ani ve sürekli artış yanı sıra gayrimenkul piyasasında yaşanan düzensizlik ve fiyat tespit problemlerine rağmen bu çalışma kapsamında geliştirilen model mimarisi ile bu tür problemlerinde üstesinden gelebileceği ortaya konmaktadır. Özellikle gelişmekte olan ülkelerde gayrimenkul değerleme sürecinin, bu değişken piyasa koşularından ötürü oldukça güç olduğu göz önüne alındığında bu tez kapsamında geliştirilen model mimarisi, bu pazarlar için de daha sağlıklı ve tutarlı gayrimenkul değerleme sonuçları elde edilebileceğini ortaya koymaktadır. Bu neticede bu tez çalışması kapsamında geliştirilen model mimarisi, gayrimenkul fiyat tahmin yaklaşımını bir adım da öteye götürülerek sadece piyasa bağımsız olmaktan öte zaman bağımsız hale de getirmektedir.

Tüm bunlara ek olarak bu tez çalışması ile birlikte özellikle ülkemizde de yaygın olarak görülen manuel gayrimenkul değerleme problemlerinin önüne geçilmesi mümkün olacaktır. Gayrimenkul geliştiricileri veya profesyonel değerleme uzmanları, değerleme sürecinde değer yargıları yaparken kendi yerel piyasadaki deneyimlerine (Sing vd., 2021: 1; Zhou, 2020: 2), bilgilerine, uzmanlıklarına ve tarihsel verilere dayanarak görevleri yerine getirmekte (Lam vd., 2009) ve bu da bir kişiden diğerine önemli ölçüde farklılık gösteren fiyatlara neden olabilmektedir. Değerlendirme performansı genellikle değerlendirme personelinin öznel rastgeleliği ile karmaşık ve değişken çevresel faktörlerden yoğun şekilde etkilenmektedir (Ma vd., 2018: 1099). Değerlemeyi gerçekleştirenler veya değerleme uzmanları belirli bir mülkün için değer belirlerken normalde bir veya daha fazla değerleme tekniğini (Abidoye ve Chan, 2016: 1) benimsemiş olsalar da bu yaklaşımların, özellikle

geleneksel olanların, objektif ve kabul edilebilir değerleme rakamları tahmin etmede yetersiz olduğu kanıtlanmıştır (Zurada vd. 2006: 2). Ayrıca ülkemizde de sıklıkla karşılaşılan, teminat olarak kullanılan gayrimenkul amaçlı gayrimenkullerin değerlemeyi gerçekleştirenlerin algısındaki farklılıklar nedeniyle değerlerini şişiren değerlendirme yanlılığı ve dolayısıyla oluşan problem nerdeyse kaçınılmaz olmakla birlikte oldukça sık görülebilen bir durumdur (Agarwal, 2007: 137; Sing vd., 2021: 2; Abidoye ve Chan, 2017: 36). Tam bu nokta da bu tez çalışması neticesinde geliştirilen model mimarisi bu sorunların her birisinin üzerinden gelebilecek metodolojiyi beraberinde sunmakla birlikte elde edilen tüm sonuçlar bu durumun kanıtı niteliğindedir. Geliştirilen bu model mimarisi vasıtasıyla herhangi bir insan yanlılığı olmaksızın objektif ve tutarlı bir fiyat tahmini yanı sıra elde edilen bulgularında gösterdiği üzere çok sayıda ve çeşitli alt gayrimenkul pazarları için çok fazla fiyat dalgalanmalarının söz konusu olduğu bir dönemde dahi uluslararası standartlarda yüksek tahmin performansı ortaya konabilmektedir.

Tüm bu sonuçlara ek olarak bu çalışmanın belirli bir zaman ve hesaplama gücü kısıttı altında gerçekleştiğini ve bu iki temel unsurun daha da artırılarak daha yüksek performanslar elde edilebileceği belirtilmelidir. Bu neticede bu çalışma özellikle denetimsiz öğrenme kapsamında daha homojen pazarların elde edilmesinin daha yüksek tahmin gücü elde edilebileceğini göstermekle birlikte gelecek çalışmalarda farklı denetimsiz öğrenme yöntemleri ile çok daha yüksek sayıda elde edilebilecek kümeler ile yapılacak çalışmaların önünü de açmaktadır. Ayrıca ampirik bulguların da gösterdiği üzere mekânsal değişkenlerin gayrimenkul fiyat tahminin de kullanılması kritik bir öneme sahiptir. Bu nedenle ilerleyen çalışmalarda gayrimenkul fiyatları üzerinde etken olabilen farklı ve çok çeşitli mekânsal değişkenler modellere dâhil edilerek model performansları test edilebilir.

KAYNAKLAR

Abdi, H. and Williams, L. J. (2010). Principal component analysis. *Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics*, *2*(4), 433-459.

Abhyankar, A. A. and Singla, H. K. (2021). Comparing predictive performance of general regression neural network (GRNN) and hedonic regression model for factors affecting housing prices in "Pune-India". *International Journal of Housing Markets and Analysis*.

Abidoye, R. B. and Chan, A. P. (2016, October). Research trend of the application of artificial neural network in property valuation'. In *33rd CIB W78 Conference, 31st October-2nd November, Brisbane, Australia*.

Abidoye, R. B. and Chan, A. P. (2017a). Artificial neural network in property valuation: application framework and research trend. *Property Management*.

Abidoye, R. B. and Chan, A. P. (2017b). Modelling property values in Nigeria using artificial neural network. *Journal of Property Research*, *34*(1), 36-53.

Abidoye, R. B. and Chan, A. P. (2018a). Improving property valuation accuracy: A comparison of hedonic pricing model and artificial neural network. *Pacific Rim Property Research Journal*, *24*(1), 71-83.

Abidoye, R. B. and Chan, A. P. (2018b). Achieving property valuation accuracy in developing countries: the implication of data source. *International Journal of Housing Markets and Analysis*.

Acciani C., Fucilli V. and Sardaro R. (2008). Model Tree: an application in real estate appraisal. *The CAP after the Fischler reform: national implementation, impact assessment and the agenda for future reforms*. (109° European Association of Agricultural Economists). Viterbo, November 20-21.

Acharya, G. and Bennett, L. L. (2001). Valuing open space and land-use patterns in urban watersheds. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, *22*(2), 221-237.

Afonso, B., Melo, L., Oliveira, W., Sousa, S. and Berton, L. (2019, October). Housing prices prediction with a deep learning and random forest ensemble. In *Anais do XVI Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional* (pp. 389-400). SBC.

Afşar, A., Yilmazel, Ö. ve Yilmazel, S. (2017). Konut fiyatlarini etkileyen faktörlerin hedonik model ile belirlenmesi: Eskişehir Örneği. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (37), 195-205.

Agarwal, S. (2007). The impact of homeowners' housing wealth misestimation on consumption and saving decisions. *Real Estate Economics*, *35*(2), 135–154.

Aggarwal, C. C. (2014). An introduction to cluster analysis. In *Data Clustering* (pp. 1-28). Chapman and Hall/CRC.

Aggarwal, C. C. (2015). *Data mining: the textbook* (Vol. 1). New York: springer.

Ahmed, E. and Moustafa, M. (2016). House price estimation from visual and textual features. *arXiv preprint arXiv:1609.08399*.

Ahtesham, M., Bawany, N. Z. And Fatima, K. (2020, November). House price prediction using machine learning algorithm-the case of Karachi city, Pakistan. In *2020 21st International Arab Conference on Information Technology (ACIT)* (pp. 1-5). IEEE.

Akay, E. Ç., Topal, K. H., Kizilarslan, S. ve Bulbul, H. (2019). Türkiye konut fiyat endeksi öngörüsü: arıma, rassal orman ve arıma-rassal orman. *Pressacademia Procedia*, *10*(1), 7-11.

Akkaya, M. (2018). Hedonik konut fiyat endeksini etkileyen faktörlerin analizi. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, *33*(2), 435-454.

AL-Akhras, M. (2010, June). An Evolutionary-optimised artificial neural network approach for automatic appraisal of Jordanian lands and real properties. In *Proceedings of the 11th WSEAS international conference on nural networks and 11th WSEAS international conference on evolutionary computing and 11th WSEAS international conference on Fuzzy systems* (pp. 203-208).

Alexandridis, A. K., Karlis, D., Papastamos, D. and Andritsos, D. (2019). Real Estate valuation and forecasting in non-homogeneous markets: A case study in Greece during the financial crisis. *Journal of the Operational Research Society*, *70*(10), 1769-1783.

Alfaro-Navarro, J. L., Cano, E. L., Alfaro-Cortés, E., García, N., Gámez, M. and Larraz, B. (2020). A fully automated adjustment of ensemble methods in machine learning for modeling complex real estate systems. *Complexity*, *2020*.

Alfiyatin, A. N., Febrita, R. E., Taufiq, H. and Mahmudy, W. F. (2017). Modeling house price prediction using regression analysis and particle swarm optimization case study: Malang, East Java, Indonesia. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *8*(10).

Alkan, T., Dokuz, Y., Ecemiş, A., Bozdağ, A. and Durduran, S. S. (2022). Using Machine Learning algorithms for predicting real estate values in tourism centers.

Alkay, E. (2008). Housing submarkets in Istanbul. *International Real Estate Review*, *11*(1), 113-127.

Almond, N., Lewis, O., Jenkins, D., Gronow, S. and Ware, A. (1997, September). Intelligent systems for the valuation of residential property. In *RICS Cutting Edge, Conference, Dublin* (pp. 1-19).

Altınay, A. (2010). İstanbul'da kapalı site konut fiyatlarının analizi. *Sosyal Bilimler Dergisi*, (2), 129-139.

Amabile, R. and Rosato, P. (1998). *The use of neural networks in the spatial analysis of property values* (No. 1685-2016-137103).

Amri, S. and Tularam, G. A. (2012). Performance of multiple linear regression and nonlinear neural networks and fuzzy logic techniques in modelling house prices. *Journal of Mathematics and Statistics*, *8*(4), 419-434.

Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: methods and models* (Vol. 4). Springer Science & Business Media.

Antipov, E. A. and Pokryshevskaya, E. B. (2012). Mass appraisal of residential apartments: An application of Random forest for valuation and a CART-based approach for model diagnostics. *Expert Systems with Applications*, *39*(2), 1772-1778.

Awad, M. and Khanna, R. (2015). Support vector regression. In *Efficient learning machines* (pp. 67-80). Apress, Berkeley, CA.

Ayan, E. ve Erkin, H. C. (2014). Hedonic modeling for a growing housing market: valuation of apartments in complexes. *International Journal of Economics and Finance*, *6*(3), 188-199.

Aydemir, E., Aktürk, C. ve Yalçınkaya, M. A. (2020). Yapay zekâ ile konut fiyatlarının tahmin edilmesi. *Turkish Studies*, *15*(2), 183-194.

Bahia, I. S. H. (2013). A data mining model by using ANN for predicting real estate market: Comparative study. *International Journal of Intelligence Science*, *3*(04), 162-169.

Baldemir, E., Kesbiç, C. Y. ve İnci, M. (2007, Mayıs). Emlak piyasasında hedonik talep parametrelerinin tahminlenmesi (Muğla Örneği). 8. *Türkiye Ekonometri ve İstatistik Kongresi*, 1-26.

Baldominos, A., Blanco, I., Moreno, A. J., Iturrarte, R., Bernárdez, Ó. and Afonso, C. (2018). Identifying real estate opportunities using machine learning. *Applied sciences*, *8*(11), 2321.

Banerjee, D. and Dutta, S. (2017, September). Predicting the housing price direction using machine learning techniques. In *2017 IEEE international conference on power, control, signals and instrumentation engineering (ICPCSI)* (pp. 2998-3000). IEEE.

Banfield, J. D. and Raftery, A. E. (1993). Model-based Gaussian and non-Gaussian clustering. *Biometrics*, 803-821.

Barnett, V. and Lewis, T. (1984). Outliers in statistical data. *Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics. Applied Probability and Statistics*.

Baslevent, C. and Sahinkaya, H. (2010). Estimation of Apartment Prices in Turkey: regional differences and some specification ıssues. *Available at SSRN 1687052*.

Bee-Hua, G. (2000). Evaluating the performance of combining neural networks and genetic algorithms to forecast construction demand: the case of the Singapore residential sector. *Construction Management & Economics*, *18*(2), 209-217.

Bekmez, S. ve Özpolat, A. (2013). Türkiye'de Konut Talebinin Belirleyenleri: Dinamik Bir Analiz. *TISK Academy/TISK Akademi*, *8*(16).

Benjamin, J., Guttery, R. and Sirmans, C. F. (2004). Mass appraisal: an introduction to multiple regression analysis for real estate valuation. *Journal of Real Estate Practice and Education*, *7*(1), 65-77.

Bergadano, F., Bertilone, R., Paolotti, D. and Ruffo, G. (2021). Developing real estate automated valuation models by learning from heterogeneous data sources. *International Journal of Real Estate Studies*, *15*(1), 72-85.

Bielecka, E. and Całka, M. S. B. (2014). Taxonomy of real estate properties with the use of k-means method. *Proceedings of the 14th International Multidiscipli-nary Scientific GeoConference SGEM*.

Bilgilioğlu, S. S. ve Yılmaz, H. M. (2021). Comparison of different machine learning models for mass appraisal of real estate. *Survey Review*, 1-12.

Bin, J., Tang, S., Liu, Y., Wang, G., Gardiner, B., Liu, Z. and Li, E. (2017, September). Regression model for appraisal of real estate using recurrent neural network and boosting tree. In *2017 2nd IEEE international conference on computational intelligence and applications (ICCIA)* (pp. 209-213). IEEE.

Bin, O. (2004). A prediction comparison of housing sales prices by parametric versus semi-parametric regressions. *Journal of Housing Economics*, *13*(1), 68-84.

Borde, S., Rane, A., Shende, G. and Shetty, S. (2017). Real estate investment advising using machine learning. *Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, *4*(03), 1821-1825.

Borst, R. A. (1991). Artificial neural networks: the next modelling/calibration technology for the assessment community. *Property Tax Journal*, *10*(1), 69-94.

Boshoff, D. and De Kock, L. (2013). Investigating the use of Automated Valuation Models (AVMs) in the South African commercial property market. *Acta Structilia*, *20*(1), 1-21.

Bourassa, S. C. and Hoesli, M. E. (1999). The structure of housing submarkets in a metropolitan region.

Bourassa, S. C., Cantoni, E. and Hoesli, M. (2007). Spatial dependence, housing submarkets, and house price prediction. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, *35*(2), 143-160.

Bourassa, S. C., Hamelink, F., Hoesli, M. and MacGregor, B. D. (1999). Defining housing submarkets. *Journal of Housing Economics*, *8*(2), 160-183.

Bourassa, S., Cantoni, E. and Hoesli, M. (2010). Predicting house prices with spatial dependence: a comparison of alternative methods. *Journal of Real Estate Research*, *32*(2), 139-160.

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, *45*(1), 5-32.

Brown, G. R., Matysiak, G. A. and Shepherd, M. (1998). Valuation uncertainty and the Mallinson report. *Journal of Property Research, 15*(1), 1–13.

Brown, R. J. (2005). *Private real estate investment: data analysis and decision making*. Elsevier, 10-30.

Bui, Q.-T., Do, N.-H. and Hoang, H.-P. (2017, May). House price estimation in Hanoi using artificial neural network and support vector machine: In considering effects of status and house quality. Paper presented at the FIG Working Week 2017, Helsinki, Finland.

Bulut, H., Öner, Y. and İslamoğlu, E. (2015). The investigation of the factors affecting on the prices of real estates in Samsun via hedonic price model. *Alphanumeric Journal*, *3*(2), 121-130.

Büyük, G. and Ünel, F. B. (2021). comparison of modern methods using the python programming language in mass housing valuation. *Advanced Land Management*, *1*(1), 21-26.

Büyükkaracığan, N., Altınışık, İ. ve Uzun, Ö. G. H. (2017). Türkiye'de gayrimenkul değerleme çalışmalarında karşılaşılan sorunlar ve çözüm önerileri. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Ve Teknik Araştırmalar Dergisi*, (14), 77-91.

Calhoun, C. A. (2003). Property valuation models and house price indexes for the provinces of Thailand: 1992-2000. *Housing Finance International*, *17*(3), 31-41.

Calka, B. (2019). Estimating residential property values on the basis of clustering and geostatistics. *Geosciences*, *9*(3), 143.

Calmasur, G. (2016). Determining factors affecting housing prices in Turkey with hedonic pricing model. In *International Conference on Business and Economics Studies, Washington DC, USA* (pp. 255-269).

Cao, B. and Yang, B. (2018). Research on ensemble learning-based housing price prediction model. *Big Geospatial Data and Data Science*, *1*(1), 1-8.

Carter, C. (2002), *Great Circle Distances,* SiRF White Paper.

Case, B., Clapp, J., Dubin, R. and Rodriguez, M. (2004). Modeling spatial and temporal house price patterns: A comparison of four models. *Journal of Real Estate Finance and Economics,* 29(2), 167–191.

Cechin, A., Souto, A. and Gonzalez, M. A. (2000, November). Real estate value at Porto Alegre city using artificial neural networks. In *Proceedings. Vol. 1. Sixth Brazilian Symposium on Neural Networks* (pp. 237-242). IEEE.

Čeh, M., Kilibarda, M., Lisec, A. and Bajat, B. (2018). Estimating the performance of random forest versus multiple regression for predicting prices of the apartments. *ISPRS international journal of geo-information*, *7*(5), 168.

Ćetković, J., Lakić, S., Lazarevska, M., Žarković, M., Vujošević, S., Cvijović, J. and Gogić, M. (2018). Assessment of the real estate market value in the European market by artificial neural networks application. *Complexity, 2018*.

Chan, A. P. and Abidoye, R. B. (2019). Advanced property valuation techniques and valuation accuracy: Deciphering the artificial neural network technique. *RELAND: International Journal of Real Estate & Land Planning*, *2*, 1-9.

Chanasit, K., Chuangsuwanich, E., Suchato, A. and Punyabukkana, P. (2021). a real estate valuation model using boosted feature selection. *IEEE Access*, *9*, 86938-86953.

Chaphalkar, N. B. and Sandbhor, S. (2013). Use of artificial intelligence in real property valuation. *International Journal of Engineering and Technology*, *5*(3), 2334-2337.

Chen, C., Zhang, Q., Ma, Q. and Yu, B. (2019). LightGBM-PPI: Predicting protein-protein interactions through LightGBM with multi-information fusion. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, *191*, 54-64.

Chen, T. and Guestrin, C. (2016, August). Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 785-794).

Chiarazzo, V., Caggiani, L., Marinelli, M. and Ottomanelli, M. (2014). A neural network based model for real estate price estimation considering environmental quality of property location. *Transportation Research Procedia*, *3*, 810-817.

Chou, J. S., Fleshman, D. B. and Truong, D. N. (2022). Comparison of machine learning models to provide preliminary forecasts of real estate prices. *Journal of Housing and the Built Environment*, 1-36.

Chou, S. M., Lee, T. S., Shao, Y. E. and Chen, I. F. (2004). Mining the breast cancer pattern using artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines. *Expert systems with applications*, *27*(1), 133-142.

Clark, S. D. and Lomax, N. (2018). A mass-market appraisal of the English housing rental market using a diverse range of modelling techniques. *Journal of Big Data*, *5*(1), 1-21.

Collins, A. and Evans, A. (1994). Aircraft noise and residential property values: An artificial neural network approach. *Journal of Transport Economics and Policy*, 175-197.

Cover, T. and Hart, P. (1967). Nearest neighbor pattern classification. *IEEE transactions on information theory*, *13*(1), 21-27.

Curry, B., Morgan, P. and Silver, M. (2002). Neural networks and non-linear statistical methods: an application to the modelling of price–quality relationships. *Computers & Operations Research*, *29*(8), 951-969.

Çalmaşur, G. ve Aysin, M. E. (2019). Konut fiyatlarina etki eden faktörlerin hedonik modelle belirlenmesi: TRA1 alt bölgesi üzerine bir uygulama. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (22), 77-92.

Çelik, C. ve Kıral, G. (2020). panel verileri ile Türkiye'de konut fiyatlarını etkileyen faktörlerin tespiti ve yapay sinir ağları yaklaşımı. *Journal of the Institute of Social Sciences Cankiri Karatekin University/Cankiri Karatekin Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitusu Dergisi*, *11*(2), 1-21.

Çelik, İ. ve Turgut, E. (2019). Antalya ilinde konut fiyatlarına etki eden faktörlerin mekansal ekonometri ile incelenmesi. *Uluslararası Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, *5*(1), 39-48.

Çiçek, U. ve Hatırlı, S. (2014). Isparta ilinde konut fiyatlarını etkileyen faktörlerin hedonik fiyat modeli ile analizi. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, *1*(13), 98-114.

Daşkıran, F. (2015). Denizli kentinde konut talebine etki eden faktörlerin hedonik fiyatlandırma modeli ile tahmin edilmesi. *Journal Of International Social Research*, *8*(37).

Davenport, J. L. (2003). The effect of supply and demand factors on the affordability of rental housing. *Bloomington, USA: Illinois Wesleyan University*.

Deaconu, A., Buiga, A. and Tothăzan, H. (2022). Real estate valuation models performance in price prediction. *International Journal of Strategic Property Management*, *26*(2), 86-105.

Del Cacho, C. (2010). A comparison of data mining methods for mass real estate appraisal.

Demirel, S. B., Reyhan, O., Atasever, Ü. H. ve Hayri, M. (2016, Ekim). Daire tipi konutların değerlemesinde yapay sinir ağlarının kullanımı. 6. Uzaktan Algılama-Cbs Sempozyumu (pp.98-104).

Depari, G. S. (2021). Real Estate Segmentation: A model of real estate decision support system. *Sang Pencerah: Jurnal Ilmiah Universitas Muhammadiyah Buton*, *7*(2), 233-250.

Dimopoulos, T. and Bakas, N. (2019). Sensitivity analysis of machine learning models for the mass appraisal of real estate. Case study of residential units in Nicosia, Cyprus. *Remote sensing*, *11*(24), 3047.

Dimopoulos, T. and Moulas, A. (2016). A proposal of a mass appraisal system in Greece with CAMA system: Evaluating GWR and MRA techniques in Thessaloniki Municipality. *Open geosciences*, *8*(1), 675-693.

Dimopoulos, T., Tyralis, H., Bakas, N. P. and Hadjimitsis, D. (2018). Accuracy measurement of Random Forests and Linear Regression for mass appraisal models that estimate the prices of residential apartments in Nicosia, Cyprus. *Advances in geosciences*, *45*, 377-382.

Din, A., Hoesli, M. and Bender, A. (2001). Environmental variables and real estate prices. *Urban studies*, *38*(11), 1989-2000.

Do, A. Q. and Grudnitski, G. (1992). A neural network approach to residential property appraisal. *The Real Estate Appraiser*, *58*(3), 38-45.

Do, A. Q. and Grudnitski, G. (1995). Golf courses and residential house prices: an empirical examination. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, *10*(3), 261-270.

Do, Q. and Grudnitski, G. (1993). A neural network analysis of the effect of age on housing values. *Journal of Real Estate Research*, *8*(2), 253-264.

Dorogush, A. V., Ershov, V. and Gulin, A. (2018). CatBoost: gradient boosting with categorical features support. *arXiv preprint arXiv:1810.11363*.

Dudek-Dyduch, E., and Rączka, K. (2011). Information system for real estate valuation. *Automatyka/Akademia Górniczo-Hutnicza im. Stanisława Staszica w Krakowie*, *15*, 637-652.

Durkaya, M. ve Yamak, R. (2004). Türkiye"de konut piyasasının talep yönlü analizi. *Iktisat Isletme ve Finans*, *19*(217), 75-83.

Ecer, F. (2014). Türkiye'deki konut fiyatlarının tahmininde hedonik regresyon yöntemi ile yapay sinir ağlarının karşılaştırılması. In *International Conference On Eurasian Economies* (pp. 1-10).

Eckert, J. K., Gloudemans, R. J. and Almy, R. R. (Eds.). (1990). *Property appraisal and assessment administration*. International Assn of Assessing Office.

Ekşioğlu Çetintahra, G. ve Çubukçu, E. (2011). Çevre estetiğinin konut fiyatlarına etkisi. *İtüdergisi/A*, *10*(1), 3-12.

Ellibeş, E. ve Görmüş, Ş. (2018). Kocaeli ilinde konut fiyatlarına etki eden faktörlerin yatay kesit analizi ile incelenmesi. *Uluslararası Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, *4*(1), 47-56.

Endeksa. (2022). Web: https://www.endeksa.com/tr/analiz/ankara/demografi adresinden 15 Eylül 2022'i tarihinde alınmıştır.

EPRA (European Public Real Estate Association). (2019). *Real Estate in the Real Economy.* İngiltere: Londra. URL: https://www.inrev.org/system/files/2021-04/INREV-EPRA-Real-Estate-Real-Economy-2020-Report.pdf

Ersoz, F., Ersoz, T. and Soydan, M. (2018). Research on factors affecting real estate values by data mining. *Baltic Journal of Real Estate Economics and Construction Management*, *6*(1), 220-239.

Espey, M. and Lopez, H. (2000). The impact of airport noise and proximity on residential property values. *Growth and change*, *31*(3), 408-419.

Espey, M. and Owusu-Edusei, K. (2001). Neighborhood parks and residential property values in Greenville, South Carolina. *Journal of Agricultural and Applied Economics*, *33*(3), 487-492.

Fan, G., Ong, Z. S. E. and Koh, H. C. (2006). Determinants of house price: A decision tree approach. *Urban Studies*, 43(12), 2301–2315.

Fedorov, N. and Petrichenko, Y. (2020, October). Gradient boosting–based machine learning methods in real estate market forecasting. In *8th Scientific Conference on Information Technologies for Intelligent Decision Making Support (ITIDS 2020)* (pp. 203-208). Atlantis Press.

Feng, Y. and Jones, K. (2015). Comparing methods: using multilevel modelling and artificial neural networks in the prediction of house prices based on property, location and neighbourhood characteristics. *School of Geographical Sciences, University of Bristol*.

Feng, Y. and Jones, K. (2015, July). Comparing multilevel modelling and artificial neural networks in house price prediction. In *2015 2nd IEEE international conference on spatial data mining and geographical knowledge services (ICSDM)* (pp. 108-114). IEEE.

Fernández-Durán, L., Llorca, A., Ruiz, N., Valero, S. and Botti, V. (2011). The impact of location on housing prices: applying the Artificial Neural Network Model as an analytical tool.

Fisher, J. D. (2002). Real time valuation. *Journal of Property Investment & Finance*, *20*(3), 213–221.

Freund, Y. and Schapire, R. E. (1997). A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Journal of computer and system sciences*, *55*(1), 119-139.

Freund, Y., Schapire, R. and Abe, N. (1999). A short introduction to boosting. *Journal-Japanese Society For Artificial Intelligence*, *14*(771-780), 1612.

Frew, J. and Jud, G. (2003). Estimating the value of apartment buildings. *Journal of Real Estate Research*, *25*(1), 77-86.

Frew, J. and Wilson, B. (2002). Estimating the connection between location and property value. *Journal of Real estate practice and education*, *5*(1), 17-25.

Frey, C. B. and Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?. *Technological forecasting and social change*, *114*, 254-280.

Friedman, J. H. (1991). Multivariate adaptive regression splines. *The annals of statistics*, *19*(1), 1-67.

Friedman, J. H. and Roosen, C. B. (1995). An introduction to multivariate adaptive regression splines. *Statistical methods in medical research*, *4*(3), 197-217.

Friesen, D., Patterson, M. and Harmel, B. (2011). A comparison of multiple regression and neural networks for forecasting real estate values. *Reg Bus Rev*, *30*, 114-36.

Fu, T. (2018, June). Forecasting second-hand housing price using artificial intelligence and machine learning techniques. In *2018 8th International Conference on Mechatronics, Computer and Education Informationization (MCEI 2018)* (pp. 269-273). Atlantis Press.

Galli, S. (2020). *Python feature engineering cookbook: over 70 recipes for creating, engineering, and transforming features to build machine learning models*. Packt Publishing Ltd, 42-25.

Gan, G., Ma, C., and Wu, J. (2007). *Data clustering: theory, algorithms, and applications*. Society for Industrial and Applied Mathematics.

Gao, G., Bao, Z., Cao, J., Qin, A. K. and Sellis, T. (2022). Location-centered house price prediction: A multi-task learning approach. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, *13*(2), 1-25.

García, N., Gámez, M. and Alfaro, E. (2008). ANN+ GIS: An automated system for property valuation. *Neurocomputing*, *71*(4-6), 733-742.

García-Magariño, I., Medrano, C. and Delgado, J. (2020). Estimation of missing prices in real-estate market agent-based simulations with machine learning and dimensionality reduction methods. *Neural Computing and Applications*, *32*(7), 2665-2682.

Geoghegan, J., Lynch, L. and Bucholtz, S. (2003). Capitalization of open spaces into housing values and the residential property tax revenue impacts of agricultural easement programs. *Agricultural and Resource Economics Review*, *32*(1), 33-45.

Georgiadis, A. (2018). Real estate valuation using regression models and artificial neural networks: An applied study in Thessaloniki. *RELAND: international journal of real estate & land planning*, *1*, 292-303.

Gerek, I. H. (2014). House selling price assessment using two different adaptive neuro-fuzzy techniques. *Automation in Construction*, *41*, 33-39.

Ghorbani, S. and Afgheh, S. M. (2017). Forecasting the house price for Ahvaz City: the comparison of the hedonic and artificial neural network models. *Urban Economics and Management*, *5*(3), 29-45.

Gilbertson, B. and Preston, D. (2005). A vision for valuation. *Journal of Property Investment and Finance*, *23*(2), 123-140.

Goetzmann, W. N., Spiegel, M. and Wachter, S. M. (1998). Do cities and suburbs cluster?. *Cityscape*, 193-203.

González, M. A. S., Soiberman, L. and Formoso, C. T. (2002). Explaining results in a neural-mass appraisal model. In *9th European Real Estate Society Conference (ERES)*.

Goodman, A. C. (1978). Hedonic prices, price indices and housing markets. *Journal of urban economics*, *5*(4), 471-484.

Goodman, A. C. (1988). An Econometric Model Of Housing Price, Permanent Income, Tenure Choice, and Housing Demand, *Journal of Urban Economics*, 23, 327-353.

Goodman, A. C. and Thibodeau, T. G. (1998). Housing market segmentation. *Journal of Housing Economics, 7*(2), 121–143.

Goodman, A. C. and Thibodeau, T. G. (2007). The spatial proximity of metropolitan area housing submarkets. *Real Estate Economics*, *35*(2), 209-232.

Gökler, A.L. (2017). Ankara'da konut fiyatları farklılaşmasının hedonik analiz yardımıyla incelenmesi. *Megaron*, *12*(2), 304-315.

Graczyk, M., Lasota, T., Trawiński, B. and Trawiński, K. (2010, March). Comparison of bagging, boosting and stacking ensembles applied to real estate appraisal. In *Asian conference on intelligent information and database systems* (pp. 340-350). Springer, Berlin, Heidelberg.

Graves, P., Murdoch, J. C., Thayer, M. A. and Waldman, D. (1988). The robustness of hedonic price estimation: urban air quality. *Land Economics*, *64*(3), 220-233.

Gu, J., Zhu, M. and Jiang, L. (2011). Housing price forecasting based on genetic algorithm and support vector machine. *Expert Systems with Applications*, *38*(4), 3383-3386.

Guan, J., Shi, D., Zurada, J. M. and Levitan, A. S. (2014). Analyzing massive data sets: an adaptive fuzzy neural approach for prediction, with a real estate illustration. *Journal of organizational computing and electronic commerce*, *24*(1), 94-112.

Guo, J. Q., Chiang, S. H., Liu, M., Yang, C. C. and Guo, K. Y. (2020). Can machine learning algorithms associated with text mining from internet data improve housing price prediction performance?. *International Journal of Strategic Property Management*, *24*(5), 300-312.

Gupta, R., Marfatia, H. A., Pierdzioch, C. and Salisu, A. A. (2021). Machine Learning predictions of housing market synchronization across us states: the role of uncertainty. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 1-23.

Guyon, I., Weston, J., Barnhill, S. and Vapnik, V. (2002). Gene selection for cancer classification using support vector machines. *Machine learning*, *46*(1), 389-422.

Güler, İ., Başer, U. ve Bozoğlu, M. (2019). Rize ili merkez ilçesinde konut fiyatlarının hedonik fiyat modeliyle değerlemesi. *Journal of the Institute of Science and Technology*, *9*(4), 2294-2302.

Haas, G. C. (1922). A statistical analysis of farm sales in blue earth county, minnesota, as a basis for farm land appraisal (No. 184329). University of Minnesota, Department of Applied Economics.

Hamzaoui, Y. E. and Perez, J. A. H. (2011, November). Application of artificial neural networks to predict the selling price in the real estate valuation process. In *Proceedings of the 2011 10th Mexican International Conference on Artificial Intelligence* (pp. 175-181).

Han, J., Pei, J. and Tong, H. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Morgan kaufmann.

Harrison Jr, D. and Rubinfeld, D. L. (1978). Hedonic housing prices and the demand for clean air. *Journal of environmental economics and management*, *5*(1), 81-102.

Hårsman, B. and Quigley, J. M. (Eds.). (1991). *Housing markets and housing institutions: an international comparison*. Massachusetts: Kluwer Academic Publishers, 2-3.

Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. H. and Friedman, J. H. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction* (Vol. 2, pp. 1-758). New York: springer.

Hayrullahoğlu, G., Aliefendioğlu, Y., Tanrıvermiş, H., ve Hayrullahoğlu, A. C. (2017, September). Konut piyasalarında hedonik değerleme modeli tahmini: Ankara İli Çankaya İlçesi Çukurambar bölgesi örneği. In *Proceedings of 2 nd International Conference on Scientific Cooperation for the Future in the Economics and Administrative Sciences*, 25-36.

Hecht-Nielsen, R. (1992). Theory of the backpropagation neural network. In *Neural networks for perception* (pp. 65-93). Academic Press.

Hepşen, A. and Vatansever, M. (2012). Using hierarchical clustering algorithms for turkish residential market. *International Journal Of Economics And Finance*, *4*(1).

Hepşen, A., Aydın, O. ve Vatandaş, O. (2015). K-Ortalama algoritması ile kümelenmiş konut fiyatlarının fonksiyonel veri analizi: İstanbul örneği. *Finans Politik ve Ekonomik Yorumlar*, (604), 75-85.

Hinrichs, N., Kolbe, J. and Werwatz, A. (2020). *AVM and high dimensional data: Do ridge, the lasso or the elastic net provide an" automated" solution?* (No. 22 (2020)). FORLand-Working Paper.

Ho, W. K., Tang, B. S. and Wong, S. W. (2021). Predicting property prices with machine learning algorithms. *Journal of Property Research*, *38*(1), 48-70.

Hodge, V. and Austin, J. (2004). A survey of outlier detection methodologies. *Artificial intelligence review*, *22*(2), 85-126.

Hong, J., Choi, H. and Kim, W. S. (2020). A house price valuation based on the random forest approach: the mass appraisal of residential property in south korea. *International Journal of Strategic Property Management*, *24*(3), 140-152.

Huang, B., Wu, B. and Barry, M. (2010). Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio-temporal variation in house prices. *International Journal of Geographical Information Science*, *24*(3), 383-401.

Huang, B., Zhang, L. and Wu, B. (2009). Spatiotemporal analysis of rural–urban land conversion. *International Journal of Geographical Information Science*, *23*(3), 379-398.

Huang, Y. (2019). Predicting home value in California, United States via machine learning modeling. *Statistics, optimization & information computing*, *7*(1), 66-74.

Huang, Z., Chen, R., Xu, D. and Zhou, W. (2017). Spatial and hedonic analysis of housing prices in Shanghai, *Habitat International*, Vol. 67, pp. 69-78, available at: https://doi.org/10.1016/j. habitatint.2017.07.002

Hui, E.C., Zhong, J.W. and Yu, K.H. (2012). The impact of landscape views and storey levels on property prices, *Landscape and Urban Planning*, Vol. 105 Nos 1/2, 86-93.

IAAO (International Association of Assessing Officers), (2003). *Standard on automated valuation models (AVMs)*. www.iaao.org. Approved September, 2003.

IAAO (International Association of Assessing Officers), (2013), *Standard on Mass Appraisal of Real Property*, Kansas City, Missouri, USA.

Iacoviello, M. (2000). House prices and the macroeconomy in Europe: results from a structural VAR analysis.

Igbinosa, S. O. (2011). Determinants of residential property value in Nigeria–a neural network approach. *African Research Review*, *5*(5), 152-168.

Iglewicz, B. and Hoaglin, D. C. (1993). *How to detect and handle outliers* (Vol. 16). Asq Press.

Imran, I., Zaman, U., Waqar, M. and Zaman, A. (2021). Using machine learning algorithms for housing price prediction: the case of Islamabad housing data. *Soft Computing and Machine Intelligence*, *1*(1), 11-23.

Irwin, E. G. (2002). The effects of open space on residential property values. *Land economics*, *78*(4), 465-480.

Irwin, E. G. and Bockstael, N. E. (2001). The problem of identifying land use spillovers: measuring the effects of open space on residential property values. *American journal of agricultural economics*, *83*(3), 698-704.

Isakson, H. R. (1988). Valuation analysis of commercial real estate using the nearest neighbors appraisal technique. *Growth and Change*, *19*(2), 11-24.

Işık, C. (2016). Erzurum ilinde konut fiyatlarının çevresel, yapısal ve sosyal farklılaşması: hedonik fiyatlama örneği. *Erzincan Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, *8*(2), 23-32.

İğdeli, A. (2021). Konut fiyatının belirleyicilerinin hedonik fiyat modeliyle analizi: TR71 bölgesi örneği. *Fiscaoeconomia*, *5*(2), 611-629.

İlhan, A. T. ve Semih, Ö. Z. (2020). Yapay sinir ağlarının gayrimenkullerin toplu değerlemesinde uygulanabilirliği: Gölbaşı ilçesi örneği. *Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, *2*(2), 160-188.

Jabeur, S. B., Gharib, C., Mefteh-Wali, S. and Arfi, W. B. (2021). CatBoost model and artificial intelligence techniques for corporate failure prediction. *Technological Forecasting and Social Change*, *166*, 120658.

Jaen, R. D. (2002, May). Data Mining: an empirical application in real estate valuation. In *FLAIRS conference*, 314-317.

Jahanshiri, E., Buyong, T. and Shariff, A. R. M. (2011). A review of property mass valuation models. *Pertanika Journal of Science & Technology*, *19*(1), 23-30.

Jain, A. K. and Dubes, R. C. (1988). *Algorithms for clustering data*. Prentice-Hall, Inc..

Jaiswal, P., Gupta, N. K. And Ambikapathy, A. (2018, October). Comparative study of various training algorithms of artificial neural network. In *2018 International Conference on Advances in Computing, Communication Control and Networking (ICACCCN)* (pp. 1097-1101). IEEE.

Janssen, C., Söderberg, B. and Zhou, J. (2001). Robust estimation of hedonic models of price and income for investment property. *Journal of Property Investment & Finance*, 19(4), 342-360.

Jenkins, D. (1999). *Residential valuation theory and practice*. Estates Gazette.

Jenkins, D. H., Lewis, O. M., Almond, N., Gronow, S. A. and Ware, J. A. (1999). Towards an intelligent residential appraisal model. *Journal of Property Research*, *16*(1), 67-90.

Jiang, H., Jin, X. H. and Liu, C. (2013). The effects of the late 2000s global financial crisis on Australia's construction demand. *Australasian Journal of Construction Economics and Building, The*, *13*(3), 65-79.

Jones, C., Leishman, C. and Watkins, C. (2005). Housing market processes, urban housing submarkets and planning policy. *The Town planning review*, 215-233.

Jui, J. J., Molla, M. I., Bari, B. S., Rashid, M. and Hasan, M. J. (2020). flat price prediction using linear and random forest regression based on machine learning techniques. In *Embracing Industry 4.0* (pp. 205-217). Springer, Singapore.

Kain, J. F. and Quigley, J. M. (1970). Measuring the value of housing quality. *Journal of the American statistical association*, *65*(330), 532-548.

Kaiser, H. F. (1960). The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and psychological measurement*, *20*(1), 141-151.

Kalliola, J., Kapočiūtė-Dzikienė, J. and Damaševičius, R. (2021). Neural network hyperparameter optimization for prediction of real estate prices in Helsinki. *PeerJ Computer Science*, *7*, e444.

Kang, H. and Reichert, A.K. (1991), An empirical analysis of hedonic regression and gridadjustment techniques in real estate appraisal, *Journal of the American Real Estate and Urban Economics Association*, Spring, 70-91.

Kathmann, R. M. (1993). Neural networks for the mass appraisal of real estate. *Computers, Environment and Urban Systems*, *17*(4), 373-384.

Kauko, T. (2003). On current neural network applications involving spatial modelling of property prices. *Journal of housing and the built environment*, *18*(2), 159-181.

Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W. and Liu, T. Y. (2017). Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree. *Advances in neural information processing systems*, *30*.

Keskin, B. (2008). Hedonic analysis of price in the Istanbul housing market. *International Journal of Strategic Property Management*, *12*(2), 125-138.

Khamis, A. B. and Kamarudin, N. K. K. B. (2014). Comparative study on estimate house price using statistical and neural network model. *International Journal of scientific & technology research*, *3*(12), 126-131.

Kim, J., Won, J., Kim, H. and Heo, J. (2021). Machine-Learning-Based prediction of land prices in Seoul, South Korea. *Sustainability*, *13*(23), 13088.

Kim, K. and Park, J. (2005). Segmentation of the housing market and its determinants: Seoul and its neighbouring new towns in Korea. *Australian Geographer,* 36(2), 221–232.

Kitapci, O., Tosun, Ö., Tuna, M. F. ve Turk, T. (2017). The use of Artificial Neural Networks (ANN) in forecasting housing prices in Ankara, Turkey. *Journal of Marketing and Consumer Behaviour in Emerging Markets*, (1 (5)), 4-14.

Knaap, G. (1998). The determinants of residential property values: Implications for metropolitan planning. *Journal of planning literature*, *12*(3), 267-282.

Kok, N., Koponen, E. L. and Martínez-Barbosa, C. A. (2017). Big data in real estate? From manual appraisal to automated valuation. *The Journal of Portfolio Management*, *43*(6), 202-211.

Koktashev, V., Makeev, V., Shchepin, E., Peresunko, P. and Tynchenko, V. V. (2019, November). Pricing modeling in the housing market with urban infrastructure effect.

In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1353, No. 1, p. 012139). IOP Publishing.

Kontrimas, V. and Verikas, A. (2011). The mass appraisal of the real estate by computational intelligence. *Applied Soft Computing*, *11*(1), 443-448.

Konwar, R. A., Kakati, A., Das, B., Shah, D. and Muchahari M. K. (2012). House price prediction using machine learning. *International Journal of All Research Education and Scientific Methods (IJARESM)*, *9*(6), 3308-3316.

Koramaz, T. K. and Dokmeci, V. (2012). Spatial determinants of housing price values in Istanbul. *European Planning Studies*, *20*(7), 1221-1237.

Kouwenberg, R. and Zwinkels, R. (2014). Forecasting the US housing market. *International Journal of Forecasting*, *30*(3), 415-425.

Kördiş, G., Işık, S. ve Mert, M. (2014). Antalya'da konut fiyatlarini etkileyen faktörlerin hedonik fiyat modeli ile tahmin edilmesi. *Akdeniz İİBF Dergisi*, *14*(28), 103-132.

Kuhn, M. and Johnson, K. (2013). *Applied predictive modeling* . New York: Springer.

Kuhn, M. and Johnson, K. (2019). *Feature engineering and selection: A practical approach for predictive models*. CRC Press.

Kumar, U. A. (2005). Comparison of neural networks and regression analysis: A new insight. *Expert Systems with Applications*, *29*(2), 424-430.

Kummer, N. and Najjaran, H. (2014). Adaboost. MRT: Boosting regression for multivariate estimation. *Artificial Intelligence Research*, *3*(4), 64-76.

Kuru, M., Erdem, O. Y. ve Calis, G. (2021). Sale price classification models for real estate appraisal. *Revista de la Construcción. Journal of Construction*, *20*(3), 440-451.

Küçükkaplan, İ. ve Aldı, F. A. (2017). Denizli ilinde konut fiyatlarına etki eden faktörlerin panel verilerle analizi. *Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, *20*(37), 219-236.

Labropoulos, A., Dimopoulou, E. and Zentelis, P. (2003). The necessity of developing a CAMA system for the Real Estate Market in Greece. *Proceedings of the UN-ECE-WPLA & FIG Com*, 3-7.

Lai, P. and Fischer, D. (2006, January). Artificial neural networks and computer assisted mass appraisal. In *Proceedings of the 12th Annual Conference of the Pacific Rim Real Estate Society*.

Lam, K. C., Yu, C. Y. and Lam, C. K. (2009). Support vector machine and entropy based decision support system for property valuation. *Journal of Property Research*, *26*(3), 213-233.

Lam, K. C., Yu, C. Y. and Lam, K. Y. (2008). An artificial neural network and entropy model for residential property price forecasting in Hong Kong. *Journal of Property Research*, *25*(4), 321-342.

Landajo, M., Bilbao, C. and Bilbao, A. (2012). Nonparametric neural network modeling of hedonic prices in the housing market. *Empirical Economics*, *42*(3), 987-1009.

Lasota, T., Łuczak, T. and Trawiński, B. (2011, September). Investigation of random subspace and random forest methods applied to property valuation data. In *International Conference on Computational Collective Intelligence* (pp. 142-151). Springer, Berlin, Heidelberg.

Lasota, T., Sawiłow, E., Trawiński, B., Roman, M., Marczuk, P. and Popowicz, P. (2015, March). A method for merging similar zones to improve intelligent models for real estate appraisal. In *Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems* (pp. 472-483). Springer, Cham.

LeCun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G. (2015), "Deep learning", *Nature*, 521 (7553), 436-444.

Lee, C. and Park, K. H. (2020). Using photographs and metadata to estimate house prices in South Korea. *Data Technologies and Applications*, 55(2), 280-292.

Lee, W., Kim, N., Choi, Y. H., Kim, Y. S. and Lee, B. D. (2018). Machine learning based prediction of the value of buildings. *KSII Transactions on Internet and Information Systems (TIIS)*, *12*(8), 3966-3991.

Lenk, M. M., Worzala, E. M. and Silva, A. (1997). High-tech valuation: should artificial neural networks bypass the human valuer?. *Journal of Property Valuation and Investment*, *15*(1), 8-26.

Levantesi, S. and Piscopo, G. (2020). The importance of economic variables on London real estate market: A random forest approach. *Risks*, *8*(4), 112.

Lewis, O. M., Ware, J. A. and Jenkins, D. (1997). A novel neural network technique for the valuation of residential property. *Neural Computing & Applications*, *5*(4), 224-229.

Limsombunchao, V., Gan C. and Lee, M. (2004). House price prediction: hedonic price model vs. artificial neural network. *American Journal of Applied Science,*1(3), 193-201.

Lin, C. C. and Mohan, S. B. (2011). Effectiveness comparison of the residential property mass appraisal methodologies in the USA. *International Journal of Housing Markets and Analysis*.

Liu, F. T., Ting, K. M. and Zhou, Z. H. (2008, December). Isolation forest. In *2008 eighth ieee international conference on data mining* (pp. 413-422). IEEE.

Liu, J. G., Zhang, X. L. and Wu, W. P. (2006, May). Application of fuzzy neural network for real estate prediction. In *International Symposium on Neural Networks* (pp. 1187-1191). Springer, Berlin, Heidelberg.

Liu, X. S., Zhe, D. and Wang, T. L. (2011). Real estate appraisal system based on GIS and BP neural network. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, *21*, 626-630.

Lu, C., Zhang, S., Xue, D., Xiao, F. and Liu, C. (2022). Improved estimation of coalbed methane content using the revised estimate of depth and CatBoost algorithm: A case study from southern Sichuan Basin, China. *Computers & Geosciences*, *158*, 104973.

Lu, M. T. and Lu, D. H. (1992). Neurocomputing approach to residential property valuation. *Journal of Organizational and End User Computing (JOEUC)*, *4*(2), 21-30.

Lu, S., Li, Z., Qin, Z., Yang, X. and Goh, R. S. M. (2017, December). A hybrid regression technique for house prices prediction. In *2017 IEEE international conference on industrial engineering and engineering management (IEEM)* (pp. 319-323). IEEE.

Ma, K., Zhang, Y. and Yang, Z. (2018). Research on mass real estate evaluation mode based on BP neural network model. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, *22*(7), 1099-1103.

MacQueen, J. B. (1967) Some methods for classification and analysis of multi-variate observation. *In: In Le Cam, L.M and Neyman, J., editor, 5 Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*. Univ. of California Press. USA.

Malpezzi, S. (2003). Hedonic pricing models: a selective and applied review. *Housing economics and public policy*, *1*, 67-89.

Manasa, J., Gupta, R. and Narahari, N. S. (2020, March). Machine learning based predicting house prices using regression techniques. In *2020 2nd International conference on innovative mechanisms for industry applications (ICIMIA)* (pp. 624-630). IEEE.

Mankad, M. D. (2021). Comparing OLS based hedonic model and ANN in house price estimation using relative location. *Spatial Information Research*, 1-10.

Manrique, M. A. C., Otero Gomez, D., Sierra, O. B., Laniado, H., Mateus C, R. and Millan, D. A. R. (2020). Housing-Price Prediction in Colombia using Machine Learning. *OSF Preprints*, (w85z2).

Mark, J. and Goldberg, M. A. (1988). Multiple regression analysis and mass assessment: A review of the issues. *Appraisal Journal*, *56*(1), 89-109.

Marmolejo Duarte, C. R. and Chen, A. (2019). The evolution of energy efficiency impact on housing prices: an analysis for Metropolitan Barcelona. *Revista de la Construcción*, *18*(1), 156-166.

Martins-Filho, C. and Bin, O. (2005). Estimation of hedonic price functions via additive nonparametric regression. *Empirical economics*, *30*(1), 93-114.

Masias, V. H., Valle, M. A., Crespo, F., Crespo, R., Vargas, A. and Laengle, S. (2016, Ocak). Property valuation using machine learning algorithms: A study in a Metropolitan-Area of Chile. In *Selection at the AMSE Conferences*, 97-105.

Maugis, C., Celeux, G. and Martin-Magniette, M. L. (2009). Variable selection for clustering with Gaussian mixture models. *Biometrics, 65*(3), 701-709.

Mayer, M., Bourassa, S. C., Hoesli, M. and Scognamiglio, D. (2019). Estimation and updating methods for hedonic valuation. *Journal of European Real Estate Research*.

McCluskey, W. (1996). Predictive accuracy of machine learning models for the mass appraisal of residential property. *New Zealand Valuers Journal*, 40-46.

McCluskey, W. J. and Anand, S. (1999). The Application of Intelligent Hybrid Techniques for the Mass Appraisal of Residential Properties. *Journal of Property Investment & Finance, 17*(3), 218-238.

McCluskey, W. J., Daud, D. Z. and Kamarudin, N. (2014). Boosted regression trees: An application for the mass appraisal of residential property in Malaysia. *Journal of Financial Management of Property and Construction*, 19(2), 152-167.

McCluskey, W. J., McCord, M., Davis, P. T., Haran, M. and McIlhatton, D. (2013). Prediction accuracy in mass appraisal: a comparison of modern approaches. *Journal of Property Research, 30*(4), 239-265.

McCluskey, W., Davis, P., Haran, M., McCord, M. and McIlhatton, D. (2012). The potential of artificial neural networks in mass appraisal: the case revisited. *Journal of Financial Management of Property and Construction*, 17(3), 274-292.

McCord, M., Lo, D., Davis, P., McCord, J., Hermans, L. and Bidanset, P. (2022). Applying the geostatistical eigenvector spatial filter approach into regularized regression for ımproving prediction accuracy for mass appraisal. *Applied Sciences, 12*(20), 10660.

McDonald, G. C. (2009). Ridge regression. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 1*(1), 93-100.

McGreal, S., Adair, A., McBurney, D. and Patterson, D. (1998). Neural networks: the prediction of residential values. *Journal of Property Valuation and Investment*, *16*(1), 57-70.

Meese, R. and Wallace N. (1997). The construction of residential housing price ındices: A comparison of repeat-sales, hedonic-regression, and hybrid approaches, *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 14, 51–73.

Michalski, R. S. and Kodratoff, Y. (1990). Research in machine learning: Recent progress, classification of methods, and future directions. *Machine learning*, 3-30.

Mieszkowski, P. and Saper, A. M. (1978). An estimate of the effects of airport noise on property values. *Journal of Urban Economics, 5*(4), 425-440.

Mimis, A., Rovolis, A. and Stamou, M. (2013). Property valuation with artificial neural network: the case of Athens. *Journal of Property Research*, *30*(2), 128-143.

Misra, P. and Yadav, A. S. (2020). Improving the classification accuracy using recursive feature elimination with cross-validation. *Int J Emerg Technol*, *11*, 659-665.

Mohd, T., Jamil, N. S., Johari, N., Abdullah, L. and Masrom, S. (2020). An overview of real estate modelling techniques for house price prediction. *Charting a Sustainable Future of ASEAN in Business and Social Sciences*, 321-338.

Mohd, T., Masrom, S. and Johari, N. (2019). Machine learning housing price prediction in Petaling Jaya, Selangor, Malaysia. *Int. J. Recent Technol. Eng*, *8*(2), 542-546.

Mooya, M. M. (2016). *Real estate valuation theory*. Springer Books, 43-35.

Mora-Esperanza, J. G. (2004). Artificial intelligence applied to real estate valuation: An example for the appraisal of Madrid. *Catastro, April*, *1*, 255-265.

Morano, P., Tajani, F. and Torre, C. M. (2015). Artificial intelligence in property valuations: an application of artificial neural networks to housing appraisal. *Advances in environmental science and energy planning*, 23-29.

Morano, P., Tajani, F., Locurcio, M., Di Liddo, F. and Anelli, D. (2021). An application to a Spanish case study of a property valuation models. In *Appraisal and Valuation* (pp. 79-90). Springer, Cham.

Morgenthaler, S. (2009). Exploratory data analysis. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, *1*(1), 33-44.

Morillo Balsera, M. C., Martínez-Cuevas, S., Molina Sánchez, I., García-Aranda, C. and Martinez Izquierdo, M. E. (2018). Artificial neural networks and geostatistical models for housing valuations in urban residential areas. *Geografisk Tidsskrift-Danish Journal of Geography*, *118*(2), 184-193.

Mousa, A. A. and Saadeh, M. (2010). Automatic valuation of Jordanian estates using a genetically-optimised Artificial Neural Network approach. *WSEAS Transactions on Systems*, *9*, 905-916.

Mrsic , L., Jerkovic, H. and Balkovic, M. (2020). Real estate market price prediction framework based on public data sources with case study from croatia. In: Sitek, P., Pietranik, M., Krótkiewicz, M., Srinilta, C. (eds*) Intelligent Information and Database Systems*. ACIIDS 2020. Communications in Computer and Information Science, vol 1178. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-3380-8_2.

Mu, J., Wu, F. and Zhang, A. (2014, August). Housing value forecasting based on machine learning methods. In *Abstract and Applied Analysis* (Vol. 2014), 648047.

Mukhlishin, M. F., Saputra, R. and Wibowo, A. (2017, November). Predicting house sale price using fuzzy logic, Artificial Neural Network and K-Nearest Neighbor. In *2017*

1st International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS) (pp. 171-176). IEEE.

Musa, A. G., Daramola, O., Owoloko, E. A. and Olugbara, O. O. (2013). A neural-CBR system for real property valuation. *Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences*, *4*(8), 611-622.

Nam, S., Han, T., Kim, L. and Lee, E. (2020). Real-estate price prediction in south korea via machine learning modeling. *The Journal of the Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, *20*(6), 15-20.

Nejad, M. Z., Lu, J. and Behbood, V. (2017, November). Applying dynamic Bayesian tree in property sales price estimation. In *2017 12th International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering (ISKE)* (pp. 1-6). IEEE.

Neloy, A. A., Haque, H. S. and Ul Islam, M. M. (2019, February). Ensemble learning based rental apartment price prediction model by categorical features factoring. In *Proceedings of the 2019 11th International conference on machine learning and computing* (pp. 350-356).

Nguyen, N. ad Cripps, A. (2001). Predicting housing value: A comparison of multiple regression analysis and artificial neural networks. *Journal of real estate research*, *22*(3), 313-336.

Niu, J. and Niu, P. (2019, December). An intelligent automatic valuation system for real estate based on machine learning. In *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence, Information Processing and Cloud Computing* (pp. 1-6).

Nor, M. I., Masron, T. A. and Gedi, S. Y. (2019). Modeling of residential property rents in Somalia using two-stage modeling: Hedonic regression and artificial neural network. *International Journal of Housing Markets and Analysis*.

Núñez-Tabales, J. M., Rey-Carmona, F. J. and Caridad y Ocerin, J. M. C. (2016). Commercial properties prices appraisal: alternative approach based on neural networks. *Journal of Artificial Intelligence, 14*(1), 53-70.

Ogunleye, A. and Wang, Q. G. (2019). XGBoost model for chronic kidney disease diagnosis. *IEEE/ACM transactions on computational biology and bioinformatics*, *17*(6), 2131-2140.

Openshaw, S. and Openshaw, C. (1997). *Artificial intelligence in geography*. Chichester: John Wiley and sons, 28-29.

Oshodi, O. S., Thwala, W. D., Odubiyi, T. B., Abidoye, R. B. and Aigbavboa, C. O. (2019). Using neural network model to estimate the rental price of residential properties. *Journal of Financial Management of Property and Construction*, 24(2), 217-230.

Ozus, E., Dokmeci, V., Kiroglu, G. and Egdemir, G. (2007). Spatial analysis of residential prices in Istanbul. *European Planning Studies, 15*(5), 707-721.

Özsoy, O. and Şahin, H. (2009). Housing price determinants in Istanbul, Turkey: An application of the classification and regression tree model. *International Journal of Housing Markets and Analysis*. 2(2), 167-178.

Pagourtzi, E., Assimakopoulos, V., Hatzichristos, T. and French, N. (2003). Real estate appraisal: a review of valuation methods. *Journal of Property Investment & Finance, 21*(4), 383-401.

Pagourtzi, E., Metaxiotis, K., Nikolopoulos, K., Giannelos, K. and Assimakopoulos, V. (2007). Real estate valuation with artificial intelligence approaches. *International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications, 2*(1), 50-57.

Pai, P. F. and Wang, W. C. (2020). Using machine learning models and actual transaction data for predicting real estate prices. *Applied Sciences*, *10*(17), 5832.

Paireekreng, W. and Choensawat, W. (2015). An ensemble learning based model for real estate project classification. *Procedia Manufacturing*, *3*, 3852-3859.

Palmquist, R. B. (1984). Estimating The Demand For The Characteristics Of Housing, *Review of Economics and Statistics*, 66(3), 394-404.

Panayiotou, P. A., Pattichis, C., Jenkins, D. and Plimmer, F. (2000, May). A modular artificial neural network valuation system. In *2000 10th Mediterranean Electrotechnical Conference. Information Technology and Electrotechnology for the Mediterranean Countries. Proceedings. MeleCon 2000 (Cat. No. 00CH37099)* (Vol. 2, pp. 457-460). IEEE.

Park, B. and Bae, J. K. (2015). Using machine learning algorithms for housing price prediction: The case of Fairfax County, Virginia housing data. *Expert systems with applications*, *42*(6), 2928-2934

Patil, P., Shah, D., Rajput, H. and Chheda, J. (2020). House price prediction using machine learning and RPA. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 7(3), 5560- 5563.

Peng, Z., Huang, Q. and Han, Y. (2019, October). Model research on forecast of second-hand house price in Chengdu based on XGboost algorithm. In *2019 ieee 11th international conference on advanced infocomm technology (icait)* (pp. 168-172). IEEE.

Pérez-Rave, J. I., Correa-Morales, J. C. and González-Echavarría, F. (2019). A machine learning approach to big data regression analysis of real estate prices for inferential and predictive purposes. *Journal of Property Research*, *36*(1), 59-96.

Pérez-Rave, J. I., González-Echavarría, F. and Correa-Morales, J. C. (2020). Modeling of apartment prices in a Colombian context from a machine learning approach with stable-important attributes. *Dyna*, *87*(212), 63-72.

Peter, N. J., Okagbue, H. I., Obasi, E. C. and Akinola, A. O. (2020). Review on the application of artificial neural networks in real estate valuation. *International Journal*, *9*(3), 2918-2925.

Peterson, S. and Flanagan, A. (2009). Neural network hedonic pricing models in mass real estate appraisal. *Journal of real estate research*, *31*(2), 147-164.

Phan, T. D. (2018, December). Housing price prediction using machine learning algorithms: The case of Melbourne city, Australia. In *2018 International conference on machine learning and data engineering (iCMLDE)* (pp. 35-42). IEEE.

Pi-ying, L. (2011). Analysis of the mass appraisal model by using artificial neural network in Kaohsiung city. *Journal of Modern Accounting and Auditing*, *7*(10), 1080-1089.

Plimmer, F., McCluskey, W.J. and Connellan, O. (1999), Reform of UK local government domestic property taxes. *Property Management*, 17(4), 336-352.

Plume Labs. (2022). Air Quality in Ankara. Web: https://air.plumelabs.com/air-quality-in-Ankara-1mem adresinden 20 Haziran 2022'i tarihinde alınmıştır.

Pokryshevskaya, E. B. and Antipov, E. A. (2011). Applying a CART-based approach for the diagnostics of mass appraisal models. *Economics Bulletin*, *31*(3), 2521-2528.

Poursaeed, O., Matera, T. and Belongie, S. (2018). Vision-based real estate price estimation. *Machine Vision and Applications*, *29*(4), 667-676.

Pow, N., Janulewicz, E. and Liu, L. (2014). Applied Machine Learning Project 4 Prediction of real estate property prices in Montréal. *Course project, COMP-598, Fall/2014, McGill University*.

Prokhorenkova, L., Gusev, G., Vorobev, A., Dorogush, A. V. and Gulin, A. (2018). CatBoost: unbiased boosting with categorical features. *Advances in neural information processing systems*, *31*.

Rahman, S. N. A., Maimun, N. H. A., Razali, M. N. M. and Ismail, S. (2019). The artificial neural network model (ANN) for Malaysian housing market analysis. *Planning Malaysia*, *17*.

Rampini, L. and Cecconi, F. R. (2021). Artificial intelligence algorithms to predict Italian real estate market prices. *Journal of Property Investment & Finance*.

Ranstam, J. and Cook, J. A. (2018). LASSO regression. *Journal of British Surgery*, *105*(10), 1348-1348.

Renigier-Biłozor, M. and Wiśniewski, R. (2012). The impact of macroeconomic factors on residential property price indices in Europe. *Folia Oeconomica Stetinensia*, *12*(2), 103-125.

Ridker, R. G. and Henning, J. A. (1967). The determinants of residential property values with special reference to air pollution. *The review of Economics and Statistics*, 246-257.

Rosen, S. (1974). Hedonic prices and implicit markets: product differentiation in pure competition. *Journal of political economy*, *82*(1), 34-55.

Rossini, P. (1997). Artificial neural networks versus multiple regression in the valuation of residential property. *Australian Land Economics Review*, *3*(1), 1-12.

Rossini, P. (1999, January). Accuracy issues for automated and artificial intelligent residential valuation systems. In *International real estate society conference*, 1-10.

Rossini, P., Marano, W., Kupke, V., and Burns, M. (2002). *A comparison of models measuring the implicit price effect of aircraft noise* (Doctoral dissertation, Pacific Rim Real Estate Society).

Sa'at, N. F., Maimun, N. H. A. and Idris, N. H. (2021). Enhancing the accuracy of malaysian house price forecasting: a comparative analysis on the forecasting performance between the hedonic price model and artificial neural network model. *Planning Malaysia*, *19, 249- 259*.

Sa'at, N. F. and Adi Maimun, N. H. (2019). Does artificial intelligence enhance house price forecasting accuracy? a literature review. *International Journal of Real Estate Studies*, *13*(1), 74-78.

Sairi, N. A. M., Burhan, B. and Safian, E. E. M. (2022). Identifying Housing Submarkets in Johor Bahru and Kulai, Malaysia: A Data-Driven Method. *Real Estate Management and Valuation*, *30*(2), 1-11.

Sandbhor, S. and Chaphalkar, N. B. (2019). Effect of training sample and network characteristics in neural network-based real property value prediction. In *Proceedings of the 2nd international conference on data engineering and communication technology* (pp. 303-313). Springer, Singapore.

Sandbhor, S. and Chaphalkar, N. B. (2019). Impact of outlier detection on neural networks based property value prediction. In *Information systems design and intelligent applications* (pp. 481-495). Springer, Singapore.

Sander, H., Polasky, S. and Haight, R. G. (2010). The value of urban tree cover: A hedonic property price model in Ramsey and Dakota Counties, Minnesota, USA. *Ecological Economics*, *69*(8), 1646-1656.

Sangani, D., Erickson, K. and Al Hasan, M. (2017, October). Predicting zillow estimation error using linear regression and gradient boosting. In *2017 IEEE 14th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS)* (pp. 530-534). IEEE.

Sangha, A. (2021). Property valuation by machine learning for the Norwegian real estate market. *ScienceOpen Preprints.* DOI: 10.14293/S2199-1006.1.SOR-.PP0TP9I.v1

Sarip, A. G. (2005, January). Integrating artificial neural networks and GIS for single-property valuation. In *Elevation-PRRES Conference, Pacific Rim Real Estate Society, Melbourne, Citeseer*.

Sawant, R., Jangid, Y., Tiwari, T., Jain, S. and Gupta, A. (2018, August). Comprehensive analysis of housing price prediction in pune using multi-featured random forest approach. In *2018 Fourth International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA)* (pp. 1-5). IEEE.

Scheurwater, S. (2017). The future of valuations. *Report for Royal Institution of Chartered Surveyors*, 23-25.

Schonlau, M. and Zou, R. Y. (2020). The random forest algorithm for statistical learning. *The Stata Journal*, *20*(1), 3-29.

Selim, H. (2009). Determinants of house prices in Turkey: Hedonic regression versus artificial neural network. *Expert systems with Applications*, *36*(2), 2843-2852.

Selim, S. (2008). Determinants of house prices in Turkey: A hedonic regression model. *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, *9*(1), 65-76.

Selim, S. ve Demirbilek, A. (2009). Türkiye'deki konutlarin kira değerinin analizi: hedonik model ve yapay sinir ağlari yaklaşimi. *Aksaray Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, *1*(1), 73-90.

Sevgen, S. C., ve Aliefendioğlu, Y. (2020). Mass apprasial with a machine learning algorithm: random forest regression. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, *13*(3), 301-311.

Seya, H. and Shiroi, D. (2022). A comparison of residential apartment rent price predictions using a large data set: Kriging versus deep neural network. *Geographical Analysis*, *54*(2), 239-260.

Shanmugasundar, G., Vanitha, M., Čep, R., Kumar, V., Kalita, K. and Ramachandran, M. (2021). A comparative study of Linear, Random Forest and AdaBoost regressions for modeling non-traditional machining. *Processes*, *9*(11), 2015.

Shapiro, E., Mackmin, D. and Sams, G. (2019). *Modern methods of valuation*. Estates Gazette.

Sheppard, S. (1999). Hedonic analysis of housing markets. *Handbook of regional and urban economics*, 3, 1595-1635.

Shi, D., Guan, J., Zurada, J. an Levitan, A. S. (2022). Predicting home sale prices: A review of existing methods and illustration of data stream methods for improved performance. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, *12*(2), e1435.

Shiller, R. J. (1993). Measuring asset values for cash settlement in derivative markets: hedonic repeated measures indices and perpetual futures. *The Journal of Finance*, *48*(3), 911-931.

Simlai, E. P. (2021). Predicting owner-occupied housing values using machine learning: An empirical investigation of California census tracts data. *Journal of Property Research*, *38*(4), 305-336.

Sing, T. F., Yang, J. J. and Yu, S. M. (2021). Boosted tree ensembles for artificial intelligence based automated valuation models (AI-AVM). *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 1-26.

Smola, A. J. and Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and computing*, *14*(3), 199-222.

Song, K., Yan, F., Ding, T., Gao, L. and Lu, S. (2020). A steel property optimization model based on the XGBoost algorithm and improved PSO. *Computational Materials Science*, *174*, 109472.

Soni, A. K. and Sadiq, A. A. (2015). Real estate valuation using artificial neural network (ANN). *International Journal of Science, Technology & Management*, *4*(5), 99-105.

Soy Temur, A., Akgun, M. and Temur, G. (2019). Predicting housing sales in Turkey using arima, lstm and hybrid models. *Journal of Business Economics and Management*, *20*(5), 920-938.

Speyrer, J. F. and Ragas, W. R. (1991). Housing prices and flood risk: an examination using spline regression. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, *4*(4), 395-407.

Srirutchataboon, G., Prasertthum, S., Chuangsuwanich, E., Pratanwanich, P. N. and Ratanamahatana, C. (2021, January). Stacking ensemble learning for housing price prediction: a case study in thailand. In *2021 13th International Conference on Knowledge and Smart Technology (KST)* (pp. 73-77). IEEE.

Steurer, M., Hill, R. J. and Pfeifer, N. (2021). Metrics for evaluating the performance of machine learning based automated valuation models. *Journal of Property Research*, *38*(2), 99-129.

Straszheim, M.R. (1974). Hedonic Estimation of Housing Market Prices: A Further Comment. *The Review of Economics and Statistics*, 56(3), 404-406.

Štubňová, M., Urbaníková, M., Hudáková, J. and Papcunová, V. (2020). Estimation of residential property market price: comparison of artificial neural networks and hedonic pricing model. *Emerging Science Journal*, *4*(6), 530-538.

Sun, X., Liu, M. and Sima, Z. (2020). A novel cryptocurrency price trend forecasting model based on LightGBM. *Finance Research Letters*, *32*, 101084.

Sun, Y. (2019). Real estate evaluation model based on genetic algorithm optimized neural network. *Data Science Journal*, *18*(1), 1-9, 36.

Tabales, J. M. N., Caridad, J. M. and Carmona, F. J. R. (2013). Artificial neural networks for predicting real estate price. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, *15*, 29-44.

Tabar, M. E., Başara, A. C. ve Şişman, Y. (2021). Çoklu Regresyon ve Yapay Sinir Ağları ile Tokat ilinde konut değerleme çalışması. *Türkiye Arazi Yönetimi Dergisi*, *3*(1), 1-7.

Taffese, W. Z. (2006). A survey on application of artificial intelligence in real estate industry. In *3rd International conference on artificial intelligence in engineering and technology, Kota Kinabalu, Malaysia*, 710-715.

Taffese, W. Z. (2007, February). Case-based reasoning and neural networks for real estate valuation. In *Artificial Intelligence and Applications* (pp. 98-104).

Tajani, F., Morano, P., Locurcio, M. and Torre, C. M. (2016). Data-driven techniques for mass appraisals. Applications to the residential market of the city of Bari (Italy). *International Journal of Business Intelligence and Data Mining*, *11*(2), 109-129.

Talaga, M., Piwowarczyk, M., Kutrzyński, M., Lasota, T., Telec, Z. and Trawiński, B. (2019, September). Apartment valuation models for a big city using selected spatial attributes. In *International Conference on Computational Collective Intelligence* (pp. 363-376). Springer, Cham.

Tan, P., Steinbach, M. and Kumar, V. (2005). *Introduction To Data Mining*. Pearson, Boston.

Tay, D. P. and Ho, D. K. (1992). Artificial intelligence and the mass appraisal of residential apartments. *Journal of Property Valuation and* Investment, 10(2), 525-540.

Tchuente, D. and Nyawa, S. (2021). Real estate price estimation in French cities using geocoding and machine learning. *Annals of Operations Research*, 571-608.

Terregrossa, S. J. and Ibadi, M. H. (2021). Combining housing price forecasts generated separately by hedonic and artificial neural network models. *Asian Journal of Economics, Business and Accounting*, *1*, 130-148.

Tibshirani. R. (1996). Regression shrinkage and selection via the lasso. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* (1996), 267–288.

Tomal, M. (2021). Housing market heterogeneity and cluster formation: evidence from Poland. *International Journal of Housing Markets and Analysis*, 14(5), 1166-1185.

Torres-Pruñonosa, J., García-Estévez, P. and Prado-Román, C. (2021). Artificial neural network, quantile and semi-log regression modelling of mass appraisal in housing. *Mathematics*, *9*(7), 783.

Trawiński, B., Telec, Z., Krasnoborski, J., Piwowarczyk, M., Talaga, M., Lasota, T. and Sawiłow, E. (2017, July). Comparison of expert algorithms with machine learning

models for real estate appraisal. In *2017 IEEE International Conference on INnovations in Intelligent SysTems and Applications (INISTA)* (pp. 51-54). IEEE.

Truong, Q., Nguyen, M., Dang, H. and Mei, B. (2020). Housing price prediction via improved machine learning techniques. *Procedia Computer Science*, *174*, 433-442.

TUİK. (2022). İllere göre konut satış sayıları. Web: https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Konut-Sat%C4%B1%C5%9F-%C4%B0statistikleri-Ocak-2022-45673 adresinden 15 Eylül 2022'i tarihinde alınmıştır.

Tyrväinen, L. and Miettinen, A. (2000). Property prices and urban forest amenities. *Journal of environmental economics and management*, *39*(2), 205-223.

Uğurlar, A. and Eceral, T. Ö. (2014). Ankara'da mevcut konut (mülk ve kiralık) piyasasına ilişkin bir değerlendirme. *İdealkent, 5*(12), 132-159.

Uğurlar, A., Eceral, T. Ö. ve Üçer, A. G. (2018). Alt konut piyasaları bağlamında hanehalkı ve konut özelliklerinin ilişkisi: Ankara Örneği. *İDEALKENT*, *9*(25), 800-833.

Ulvi, C. ve Özkan, G. (2019). Taşınmaz değerlemede yapay zekâ tekniklerinin kullanılabilirliği ve yöntemlerin karşılaştırılması. *Geomatik*, *4*(2), 134-140.

Uyar, K. S. G. ve Yayla, N. (2016). Konut fiyatlarının hedonik fiyatlama yaklaşımına göre mekânsal ekonometrik modeller ile tahmini: İstanbul konut piyasası örneği. *Social Sciences (NWSASOS), 3C0153*, *11*(4), 326-342.

Uysal, D. ve Yiğit, M. (2016). Türkiye'de konut talebinin belirleyicileri (1970-2015): Ampirik bir çalışma. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksek Okulu Dergisi*, *19*(1), 185-209.

Üçdoğruk, Ş. (2001). izmir ilinde emlak fiyatlarina etki eden faktörler-hedonik yaklaşim. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, *16*(2).

Valier, A. (2020). Who performs better? AVMs vs hedonic models. *Journal of property investment & finance*, 38(3), 213-225.

Vapnik, V. (1995). *The nature of statistical learning theory*. Springer science & business media.

Varma, A., Sarma, A., Doshi, S. and Nair, R. (2018, April). House price prediction using machine learning and neural networks. In *2018 Second International Conference on Inventive Communication and Computational Technologies (ICICCT)* (pp. 1936-1939). IEEE.

Verleysen, M. and François, D. (2005, June). The curse of dimensionality in data mining and time series prediction. In *International work-conference on artificial neural networks* (pp. 758-770). Springer, Berlin, Heidelberg.

Vespignani, A. (2009). Predicting the behavior of techno-social systems. *Science*, *325*(5939), 425-428.

Viktorovich, P. A., Aleksandrovich, P. V., Leopoldovich, K. I. and Vasilevna, P. I. (2018, August). Predicting sales prices of the houses using regression methods of machine learning. In *2018 3rd Russian-Pacific Conference on Computer Technology and Applications (RPC)* (pp. 1-5). IEEE.

Vineeth, N., Ayyappa, M. and Bharathi, B. (2018, April). House price prediction using machine learning algorithms. In *International Conference on Soft Computing Systems* (pp. 425-433). Springer, Singapore.

Walthert, L. and Sigrist, F. (2019). Deep learning for real estate price prediction. *Available at SSRN 3393434*.

Wang, C. and Wu, H. (2018). A new machine learning approach to house price estimation. *New Trends in Mathematical Sciences*, *6*(4), 165-171.

Wang, C., Xu, S. and Yang, J. (2021). Adaboost algorithm in artificial ıntelligence for optimizing the ırı prediction accuracy of asphalt concrete pavement. *Sensors*, *21*(17), 5682.

Wang, D. and Li, V. J. (2019). Mass appraisal models of real estate in the 21st century: A systematic literature review. *Sustainability*, *11*(24), 7006.

Wang, P. Y., Chen, C. T., Su, J. W., Wang, T. Y. and Huang, S. H. (2021). Deep learning model for house price prediction using heterogeneous data analysis along with joint self-attention mechanism. *IEEE Access*, *9*, 55244-55259.

Wang, X., Wen, J., Zhang, Y. and Wang, Y. (2014). Real estate price forecasting based on SVM optimized by PSO. *Optik*, *125*(3), 1439-1443.

Ward Jr, J. H. (1963). Hierarchical grouping to optimize an objective function. *Journal of the American statistical association*, *58*(301), 236-244.

Watkins, C. A. (2001). The definition and identification of housing submarkets. *Environment and Planning A*, 33, 2235-2253.

Wen, H. Z., Sheng-hua, J. and Xiao-yu, G. (2005). Hedonic price analysis of urban housing: an empirical research on Hangzhou, China. *Journal of Zhejiang University-Science A*, 6(8), 907-914.

White, H. (1989). Learning in artificial neural networks: A statistical perspective. *Neural computation*, *1*(4), 425-464.

Wilhelmsson, M. (2000). The impact of traffic noise on the values of single-family houses. *Journal of environmental planning and management*, *43*(6), 799-815.

Wilkowski, W. and Budzynski, T. (2006). Application of artificial neural networks for real estate valuation. In *XXIII FIG Congress. Munich, Germany*.

Wilson, I. D., Paris, S. D., Ware, J. A. and Jenkins, D. H. (2002). Residential property price time series forecasting with neural networks. In *Applications and Innovations in Intelligent Systems IX* (pp. 17-28). Springer, London.

Wiltshaw, D. G. (1991). Econometrics, linear programming and valuation. *Journal of Property Research*, *8*(2), 123-132.

Wong , K. C., So, A. T. and Hung, Y. C. (2002). Neural network vs. hedonic price model: Appraisal of high-density condominiums. In *Real estate valuation theory* (pp. 181-198). Springer, Boston, MA.

Worzala, E., Lenk, M. and Silva, A. (1995). An exploration of neural networks and its application to real estate valuation. *Journal of Real Estate Research*, *10*(2), 185-201.

Wu, C. and Sharma, R. (2012). Housing submarket classification: The role of spatial contiguity. *Applied Geography*, *32*(2), 746-756.

Wu, C., Ye, X., Ren, F. and Du, Q. (2018). Modified data-driven framework for housing market segmentation. *Journal of Urban Planning and Development*, *144*(4), 04018036.

Wu, R. C. (1997). Neural network models: Foundations and applications to an audit decision problem. *Annals of Operations Research*, *75*, 291-301.

Xin, S. J. and Khalid, K. (2018). Modelling house price using ridge regression and lasso regression. *Int J Eng Technol*, *7*(4.30), 498-501.

Xiong, S., Sun, Q. and Zhou, A. (2019, November). Improve the house price prediction accuracy with a stacked generalization ensemble model. In *International conference on internet of vehicles* (pp. 382-389). Springer, Cham.

Xu, D., Wang, Y., Meng, Y. and Zhang, Z. (2017, December). An improved data anomaly detection method based on isolation forest. In *2017 10th international symposium on computational intelligence and design (ISCID)* (Vol. 2, pp. 287-291). IEEE.

Xu, H. and Gade, A. (2017, August). Smart real estate assessments using structured deep neural networks. In *2017 IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced & Trusted Computed, Scalable Computing & Communications, Cloud & Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovation (SmartWorld/SCALCOM/UIC/ATC/CBDCom/IOP/SCI)* (pp. 1-7). IEEE.

Yacim, J. A. and Boshoff, D. G. B. (2018a). Combining BP with PSO algorithms in weights optimisation and ANNs training for mass appraisal of properties. *International journal of housing markets and analysis*, 11(2), 290-314.

Yacim, J. A. and Boshoff, D. G. B. (2018b). Impact of artificial neural networks training algorithms on accurate prediction of property values. *Journal of Real Estate Research*, *40*(3), 375-418.

Yacim, J. A. and Boshoff, D. G. B. (2020). Neural networks support vector machine for mass appraisal of properties. *Property Management*, *38*(2), 241-272.

Yakubovskyi, V., Dimitrov, G. P., Bychkov, O. and Panayotova, G. (2017, September). Combined neural network model for real estate market range value estimation. In *Proceedings of the 4th International Conference on Artificial Intelligence and Pattern Recognition* (pp. 11-16).

Yalpır, Ş. (2018). Enhancement of parcel valuation with adaptive artificial neural network modeling. *Artificial intelligence review*, *49*(3), 393-405.

Yalpır, Ş., Tezel, G., and Ünel, F. B. (2013, June). Comparison of SVR and MRA methods ın real estate valuation. In *Proceedıngs Book Of The Fourth Internatıonal Conference On*, Manisa, Turkey, pp. 293-301

Yalpir, S. (2014, October). Forecasting residential real estate values with AHP method and integrated GIS. In *International Scientific Conference of People, Buildings and Environment* (pp. 694-706).

Yalpir, S., Durduran, S. S., Unel, F. B. and Yolcu, M. (2014). Creating a valuation map ın gıs through artificial neural network methodology: A case study. *Acta Montanistica Slovaca*, *19*(2).

Yalpir, S., Sisman, S., Akar, A. U. and Unel, F. B. (2021). Feature selection applications and model validation for mass real estate valuation systems. *Land use policy*, *108*, 105539.

Yang, X. S. (2019). *Introduction to algorithms for data mining and machine learning*. Academic press, 112.

Yang, Y. (2007). Consistency of cross validation for comparing regression procedures. *The Annals of Statistics*, *35*(6), 2450-2473.

Yang, Y., Wu, Y., Wang, P. and Jiali, X. (2021). Stock price prediction based on xgboost and lightgbm. In *E3S Web of Conferences* (Vol. 275, p. 01040). EDP Sciences.

Yankaya, U. and Çelik, H. M. (2005). İzmir metrosunun konut fiyatlari üzerindeki etkilerinin hedonik fiyat yöntemi ile modellenmesi. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, *20*(2), 61-79.

Yavuz Ozalp, A. and Akinci, H. (2017). The use of hedonic pricing method to determine the parameters affecting residential real estate prices. *Arabian Journal of Geosciences*, *10*(24), 1-13.

Yayar, R. and Demir, D. (2014). Hedonic estimation of housing market prices in Turkey. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, (43), 67-82.

Yayar, R. ve Gül ,D. (2014). Mersin kent merkezinde konut piyasası fiyatlarının hedonik tahmini. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, *14*(3), 87-100.

Yayar, R. ve Karaca, S. S. (2014). Konut fiyatlarına etki eden faktörlerin hedonik modelle belirlenmesi: TR83 bölgesi örneği. *Ege Akademik Bakış*, *14*(4), 509-518.

Yazdani, M. (2021). Machine Learning, Deep Learning, and Hedonic Methods for real estate price prediction. *arXiv preprint arXiv:2110.07151*.

Yazgan, A. E., Koçyiğit, N., Telli Üçler, Y. ve Cici Karaboğa, E. N. (2017). Konut fiyatlarının tahmininde hedonik model ile yapay sinir ağlarının karşılaştırılması: TR52 bölgesinde ampirik bir çalışma. *Akademik Sosyal Araştırmalar Dergisi*, *5*(59), 465-478.

Yeşil, T., Akyuz, F. and Kose, U. (2019, April). Forecasting housing prices by using Artificial Neural Networks. In *The International Conference on Artificial Intelligence and Applied Mathematics in Engineering* (pp. 621-632). Springer, Cham.

Yıldırım, H. (2019). Property value assessment using artificial neural networks, hedonic regression and nearest neighbors regression methods. *Selçuk Üniversitesi Mühendislik, Bilim ve Teknoloji Dergisi*, *7*(2), 387-404.

Yılmazel, Ö., Afşar, A.ve Yılmazel, S. (2018). Konut fiyat tahmininde yapay sinir ağları yönteminin kullanılması. *Uluslararası İktisadi Ve İdari İncelemeler Dergisi*, (20), 285-300.

Yılmazel, S., Afşar, A. ve Yılmazel, Ö. (2017). Türkiye'de satışı bulunan konutların il ve bölgeler bazında dağılımının büyük veri teknolojisi ile incelenmesi. *The Sakarya Journal of Economics*, *6*(3), 1-21.

Yilmazer, S. ve Kocaman, S. (2020). A mass appraisal assessment study using machine learning based on multiple regression and random forest. *Land use policy*, *99*, 104889.

Ying, C., Qi-Guang, M., Jia-Chen, L. and Lin, G. (2013). Advance and prospects of AdaBoost algorithm. *Acta Automatica Sinica*, *39*(6), 745-758.

Yomralıoğlu, T., Nişancı, R., Çete, M. ve Candaş, E., (2012, Mayıs), "Dünya'da ve Türkiye'de taşınmaz değerlemesi", *Türkiye'de Taşınmaz Değerlemesi: II. Arazi Yönetimi Çalıştayı*, 21-22 Mayıs 2012, İTÜ, İstanbul.

Yoo, S., Im, J. and Wagner, J. E. (2012). Variable selection for hedonic model using machine learning approaches: A case study in Onondaga County, NY. *Landscape and Urban Planning*, *107*(3), 293-306.

You, Q., Pang, R., Cao, L. and Luo, J. (2017). Image-based appraisal of real estate properties. *IEEE transactions on multimedia*, *19*(12), 2751-2759.

Yu, D. and Wu, C. (2006). Incorporating remote sensing information in modeling house values. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, *72*(2), 129-138.

Yusof, A. M. and Ismail, S. (2012). Multiple regressions in analysing house price variations. *Communications of the IBIMA*, *2012*, 1-9.

Zaki, M. J., Meira Jr, W. and Meira, W. (2014). *Data mining and analysis: fundamental concepts and algorithms*. Cambridge University Press, 409-410.

Zeng, X., Chen, Y. W. and Tao, C. (2009, September). Feature selection using recursive feature elimination for handwritten digit recognition. In *2009 Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing* (pp. 1205-1208). IEEE.

Zhang, D. and Gong, Y. (2020). The comparison of LightGBM and XGBoost coupling factor analysis and prediagnosis of acute liver failure. *IEEE Access*, *8*, 220990-221003.

Zhang, F. and O'Donnell, L. J. (2020). Support vector regression. In *Machine Learning* (pp. 123-140). Academic Press.

Zhang, T., Ramakrishnan, R. and Livny, M. (1996). BIRCH: an efficient data clustering method for very large databases. *ACM sigmod record*, *25*(2), 103-114.

Zhang, W. and Goh, A. T. (2016). Multivariate adaptive regression splines and neural network models for prediction of pile drivability. *Geoscience Frontiers*, *7*(1), 45-52.

Zhao, Y., Chetty, G. and Tran, D. (2019, December). Deep learning with XGBoost for real estate appraisal. In *2019 IEEE symposium series on computational intelligence (SSCI)* (pp. 1396-1401). IEEE.

Zhou, G., Ji, Y., Chen, X. and Zhang, F. (2018). Artificial neural networks and the mass appraisal of real estate. *International journal of online engineering*, *14*(3), 180-187.

Zhou, X. (2020). The usage of artificial intelligence in the commodity house price evaluation model. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 1-8.

Zou, H. and Hastie, T. (2005). Regularization and variable selection via the elastic net. *Journal of the royal statistical society: series B (statistical methodology*), 67(2), 301-320.

Zulkifley, N. H., Rahman, S. A., Ubaidullah, N. H. and Ibrahim, I. (2020). House Price Prediction using a Machine Learning Model: A Survey of Literature. *International Journal of Modern Education & Computer Science*, *12*(6), 46-54.

Zurada, J. M., Levitan, A. S. and Guan, J. (2006). Non-conventional approaches to property value assessment. *Journal of Applied Business Research (JABR)*, *22*(3).

Zurada, J., Levitan, A. and Guan, J. (2011). A comparison of regression and artificial intelligence methods in a mass appraisal context. *Journal of real estate research*, *33*(3), 349-388.

EKLER

EK-1. Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	Test Seti	Mars	Lasso	Ridge	Elastic	KNN	DVR	LGBM	RF	CB	XGB	ADA	YSA
Akyurt													
2 oda (23)	**1**	10-1	0	0	0,001-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-14	500-0,05-5-1,0	100-0,05-4-0,8-0,6	10-0,1-6	10-0,1-6
	2	10-1	0	0	1-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-14	1000-0,2-6-1,0	500-0,05-5-0,5-0,6	10-1,0-2	10-1,0-2
	3	10-2	0	1	0,01-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,5-19	1000-0,2-7-1,0	100-0,05-6-0,5-0,7	10-0,001-10	10-0,001-10
	4	10-2	0	0,01	10-0,5	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-22	30-0,2-8-1,0	500-0,05-7-0,7-0,9	10-0,0001-3	10-0,0001-3
	5	10-2	100	1	0,001-0,5	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-15	500-0,2-4-0,5	500-0,05-4-0,7-0,5	10-1,0-4	10-1,0-4
3 oda (281)	**1**	50-2	10	1	1000-1	3	linear-10-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	100-0,35-19	1000-0,2-4-0,5	800-0,05-8-0,7-0,7	10-0,001-10	10-0,001-10
	2	50-2	1000	100	1-0,5	17	linear-10-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,3-22	1000-0,1-6-0,2	700-0,05-9-0,8-0,6	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	50-2	0	0,01	0,01-0,1	6	linear-10-1e-07-0,5	10000-0,1-5-gbdt	100-0,5-21	1000-0,05-4-1,0	1200-0,05-9-0,6-0,7	50-0,0001-9	50-0,0001-9
	4	50-2	0	0	0,01-0,1	2	linear-10-1e-07-0,1	1500-1,0-5-dart	100-0,4-21	1000-0,2-4-1,0	200-0,05-9-0,6-0,8	10-0,1-10	10-0,1-10
	5	50-2	1000	1	0,01-0,1	5	linear-10-1e-07-0,1	800-1,0-5-dart	100-0,25-15	1000-0,1-5-0,5	200-0,05-6-0,8-0,8	10-0,001-10	10-0,001-10
4 oda (49)	**1**	10-2	0,01	1	10-1	2	linear-1,5-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-21	1000-0,1-7-1,0	1000-0,05-7-0,6-0,8	10-0,1-10	10-0,1-10
	2	50-2	0	0,01	0,001-0,1	3	linear-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-17	1000-0,2-7-1,0	800-0,05-9-0,5-0,6	10-0,01-7	10-0,01-7
	3	50-1	10	0,01	100-1	2	linear-5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-17	800-0,2-8-0,5	100-0,05-8-0,8-0,5	10-1,0-7	10-1,0-7
	4	50-1	100	0,01	0,01-0,1	6	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-21	50-0,2-9-1,0	1500-0,05-4-0,8-0,5	10-0,001-6	10-0,001-6
	5	10-2	0	0,01	10-1	8	linear-20-1e-07-0,5	50-1,0-4-goss	100-0,3-18	100-0,1-4-1,0	500-0,05-6-0,8-0,9	50-1,0-8	50-1,0-8
Altındağ													
1 oda (27)	**1**	50-2	0	0	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-18	200-0,2-9-1,0	100-0,05-6-0,7-0,7	10-0,01-9	10-0,01-9
	2	10-2	1	1	0,01-0,5	8	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-19	500-0,1-5-1,0	200-0,05-7-0,8-0,6	10-0,1-9	10-0,1-9
	3	50-1	100	0,01	0,001-0,1	3	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-23	30-0,2-5-0,7	100-0,05-4-0,5-0,9	10-0,1-9	10-0,1-9
	4	10-2	1000	0	1-0,3	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	200-0,1-19	800-0,2-5-0,7	800-0,05-7-0,5-0,5	10-0,01-8	10-0,01-8
	5	10-2	1	0	1000-0,3	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-17	1000-0,1-4-1,0	800-0,05-4-0,8-0,5	10-0,1-9	10-0,1-9
2 oda - 0.k (178)	**1**	50-2	1000	10	0,01-0,3	2	linear-1,5-1e-07-0,1	1000-0,01-4-dart	200-0,15-22	1000-0,2-4-0,4	500-0,05-4-0,5-0,5	10-0,01-10	10-0,01-10
	2	50-2	10	0	1-1	11	linear-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-dart	500-0,1-20	1000-0,1-9-0,5	1500-0,05-4-0,8-0,7	100-1,0-8	100-1,0-8
	3	50-1	100	1	0,01-1	13	linear-20-1e-07-0,1	200-1,0-4-goss	100-0,3-18	200-0,2-4-1,0	700-0,05-4-0,5-0,8	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	4	50-2	10	1	0,01-1	5	linear-20-1e-07-0,5	700-0,1-5-dart	100-0,1-23	1000-0,1-5-0,4	1500-0,05-4-0,6-0,7	10-0,1-10	10-0,1-10
	5	50-2	100	1	1-1	4	linear-20-1e-07-0,5	1000-1,0-5-dart	100-0,35-21	1000-0,2-5-1,0	200-0,05-9-0,5-0,5	10-0,0001-6	10-0,0001-6
2 oda - 1.k (126)	**1**	10-2	10	1	1-1	5	linear-5-1e-07-0,1	1000-0,01-4-dart	100-0,4-20	200-0,2-5-0,5	500-0,05-5-0,8-0,9	10-0,0001-8	10-0,001-8
	2	50-2	1	1	1000-1	19	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-dart	100-0,25-21	800-0,05-6-0,7	700-0,05-9-0,6-0,8	10-0,001-10	10-0,001-10
	3	10-1	10	0,01	1-1	19	rbf-1,5-1e-07-0,1	200-1,0-4-goss	100-0,2-20	1000-0,2-4-0,2	700-0,05-6-0,6-0,8	10-0,001-7	10-0,001-7
	4	50-2	0	1	0,01-1	3	linear-20-1e-07-0,5	700-0,1-5-dart	100-0,4-21	100-0,2-4-0,5	1500-0,05-6-0,5-0,7	10-1,0-8	10-1,0-8
	5	50-2	0	0,01	1-1	4	linear-20-1e-07-0,5	1000-1,0-5-dart	100-0,15-18	1000-0,1-4-0,5	500-0,05-4-0,5-0,5	10-0,0001-6	10-0,0001-6

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

2 oda - 2.k (23)	**1**	10-1	0	0	0,01-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-20	1000-0,05-4-1,0	100-0,05-6-0,7-0,9	50-1,0-9	50-1,0-9
	2	10-2	100	0,01	0,01-1	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-21	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,7	10-0,1-8	10-0,1-8
	3	10-1	0	0,01	0,001-1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-21	1000-0,05-4-0,7	500-0,05-4-0,8-0,8	10-0,01-5	10-0,01-5
	4	10-2	0	0	0,001-1	8	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,1-17	100-0,2-9-1,0	100-0,05-4-0,5-0,5	10-0,001-4	10-0,001-4
	5	10-2	100	1	0,001-1	9	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-18	1000-0,1-4-0,7	1500-0,05-4-0,6-0,6	1500-0,01-4	1500-0,01-4
3 oda - 0.k (190)	**1**	50-2	1000	1	0,01-1	16	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,35-21	1000-0,1-5-0,4	1000-0,05-8-0,5-0,6	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	2	100-2	10	0,01	0,01-1	3	linear-20-1e-07-0,1	200-1,0-4-dart	100-0,1-23	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-5-0,5-0,5	10-1,0-7	10-1,0-7
	3	100-1	1	0	1000-1	7	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-gbdt	500-0,4-21	1000-0,2-4-0,4	500-0,05-9-0,5-0,5	50-0,0001-10	50-0,0001-10
	4	50-2	1000	1	1000-1	6	linear-20-1e-07-0,1	700-0,1-4-dart	100-0,4-22	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,7-0,6	50-0,1-10	50-0,1-10
	5	10-2	1	0	100-1	8	linear-5-1e-07-0,1	800-0,1-5-gbdt	200-0,1-23	100-0,2-6-1,0	1000-0,05-6-0,7-0,7	10-1,0-9	10-1,0-9
3 oda - 1.k (163)	**1**	10-2	100	1	0,01-1	13	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-dart	100-0,35-19	200-0,2-4-0,5	500-0,05-4-0,6-0,7	10-1,0-7	10-1,0-7
	2	10-2	100	0,001	0,01-1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,2-23	1000-0,2-4-1,0	1000-0,05-6-0,6-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	10-1	100	1	1-1	2	linear-1,5-1e-07-0,1	100-0,1-4-dart	100-0,4-18	500-0,2-4-0,4	100-0,05-6-0,7-0,9	10-0,0001-8	10-0,0001-8
	4	50-1	1	0,01	10-1	4	linear-20-1e-07-0,5	500-1,0-5-dart	100-0,25-23	1000-0,05-4-0,5	800-0,05-7-0,5-0,9	100-0,01-10	100-0,01-10
	5	50-2	1000	1	1-1	3	linear-5-1e-07-0,5	1500-0,1-4-dart	100-0,2-19	800-0,2-6-0,2	1500-0,05-4-0,6-0,9	1000-1,0-9	1000-1,0-9
3 oda - 2.k (1213)	**1**	100-2	1000	10	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-5-dart	400-0,4-19	1000-0,1-5-0,4	1500-0,05-6-0,6-0,7	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	2	50-2	1000	1	1000-1	5	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-4-dart	800-0,4-22	1000-0,1-6-0,4	1000-0,05-9-0,6-0,8	1500-1,0-10	1500-1,0-10
	3	50-1	0	10	0,01-1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-dart	200-0,3-18	1000-0,2-5-1,0	1500-0,05-8-0,8-0,5	50-0,0001-10	50-0,0001-10
	4	50-2	1000	1	1000-1	5	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-6-dart	300-0,4-19	800-0,1-5-0,4	1500-0,05-4-0,5-0,6	500-1,0-10	500-1,0-10
	5	50-2	1000	10	0,01-1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,25-19	1000-0,1-5-0,4	1500-0,05-4-0,6-0,9	500-1,0-10	500-1,0-10
3 oda - 3.k (1260)	**1**	100-2	0	10	0,01-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-dart	300-0,4-21	800-0,2-5-0,5	1500-0,05-5-0,5-0,8	1500-0,01-10	1500-0,01-10
	2	50-2	1000	10	1000-1	17	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-8-dart	200-0,4-19	1000-0,1-7-0,5	1500-0,05-6-0,7-0,7	1500-1,0-10	1500-1,0-10
	3	50-2	1000	10	0,01-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-8-dart	200-0,35-22	1000-0,2-5-0,7	1000-0,05-8-0,6-0,5	1000-0,0001-10	1000-0,0001-10
	4	50-1	100	1	100-1	11	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-9-dart	100-0,4-22	1000-0,1-4-0,7	1500-0,05-8-0,5-0,6	1000-0,1-10	1000-0,1-10
	5	50-1	1000	10	0,01-1	7	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,3-18	1000-0,1-6-0,7	1500-0,05-5-0,6-0,5	1500-1,0-10	1500-1,0-10
3 oda - 4.k (1334)	**1**	100-2	1000	100	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-dart	200-0,4-19	1000-0,1-6-0,7	1500-0,05-6-0,7-0,7	1000-0,1-10	1000-0,1-10
	2	50-1	1000	10	1000-1	12	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-gbdt	100-0,4-22	1000-0,1-6-0,7	1500-0,05-9-0,8-0,6	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	3	50-1	1000	10	1000-1	7	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,25-23	1000-0,1-5-0,7	1500-0,05-5-0,7-0,8	500-1,0-10	500-1,0-10
	4	50-1	1000	1	1000-1	2	linear-5-1e-07-0,5	800-0,1-9-dart	400-0,4-19	1000-0,1-8-0,7	1500-0,05-5-0,5-0,7	1000-0,01-10	1000-0,01-10
	5	50-2	1000	100	0,01-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	200-0,25-22	1000-0,1-7-0,7	1500-0,05-7-0,6-0,5	1000-0,1-10	1000-0,1-10
4 o	**1**	10-1	100	0,01	100-1	2	linear-20-1e-07-0,1	800-1,0-4-dart	100-0,1-18	500-0,2-4-1,0	200-0,05-8-0,8-0,9	10-0,1-9	10-0,1-9

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	2	50-1	10	0,01	10-1	19	linear-20-1e-07-0,1	50-0,1-4-gbdt	100-0,25-20	1000-0,2-6-0,2	1500-0,05-4-0,6-0,5	10-0,1-9	10-0,1-9
	3	10-1	0	0,001	10-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,1-18	1000-0,2-6-0,2	800-0,05-6-0,5-0,6	10-0,1-9	10-0,1-9
	4	50-2	100	1	0,01-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	200-0,4-22	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,8-0,8	50-0,1-10	50-0,1-10
	5	50-1	0,01	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	800-0,1-4-dart	100-0,2-19	1000-0,1-6-0,7	1500-0,05-4-0,8-0,5	10-0,01-7	10-0,01-7
4 oda - 1.k (207)	**1**	50-1	100	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	500-0,1-4-gbdt	100-0,3-21	1000-0,2-4-0,5	500-0,05-4-0,6-0,8	10-0,01-10	10-0,01-10
	2	10-2	0	0	100-1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-dart	100-0,4-21	1000-0,2-5-0,5	1000-0,05-6-0,7-0,8	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	50-1	1000	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-6-dart	100-0,4-23	1000-0,05-4-0,7	500-0,05-8-0,5-0,7	10-1,0-7	10-1,0-7
	4	10-1	10	1	0,01-1	2	linear-20-1e-07-0,1	500-0,1-6-dart	100-0,4-19	1000-0,2-4-0,4	1500-0,05-5-0,8-0,9	10-0,001-9	10-0,001-9
	5	10-1	0	1	1000-1	8	linear-20-1e-07-0,1	50-0,1-4-goss	100-0,2-23	100-0,2-5-1,0	200-0,05-4-0,5-0,6	50-1,0-6	50-1,0-6
4 oda - 2.k (93)	**1**	50-2	100	1	0,01-1	5	linear-20-1e-07-0,5	100-0,01-4-dart	100-0,1-22	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,8-0,8	10-0,1-10	10-0,1-10
	2	50-2	0	1	0,01-1	3	linear-20-1e-07-0,5	1000-1,0-4-dart	100-0,25-22	1000-0,05-4-0,7	1500-0,05-9-0,5-0,5	10-0,01-8	10-0,01-8
	3	50-2	0	0,01	0,01-1	2	linear-10-1e-07-0,1	100-0,01-4-dart	100-0,1-18	1000-0,05-4-0,2	1000-0,05-4-0,6-0,5	10-0,1-8	10-0,1-8
	4	50-2	0	1	1-1	10	linear-1,5-1e-07-0,1	700-0,01-4-dart	100-0,1-20	100-0,2-4-0,4	1500-0,05-9-0,5-0,7	10-1,0-7	10-1,0-7
	5	50-2	100	1	0,01-1	2	linear-5-1e-07-0,1	1500-1,0-4-gbdt	100-0,2-21	1000-0,1-4-0,2	500-0,05-6-0,8-0,8	10-0,001-9	10-0,001-9
4 oda - 3.k (485)	**1**	50-1	1000	1	100-1	3	linear-20-1e-07-0,1	700-0,1-4-gbdt	300-0,2-21	1000-0,1-4-0,4	500-0,05-4-0,5-0,6	10-0,0001-10	10-,0001-10
	2	50-2	1000	1	1000-1	5	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-7-gbdt	100-0,2-21	800-0,2-5-1,0	200-0,05-9-0,6-0,7	10-0,01-8	10-0,01-8
	3	50-2	1000	1	100-1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-1,0-9-dart	100-0,4-23	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-4-0,8-0,7	50-0,01-9	50-0,01-9
	4	50-2	1000	1	100-1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-9-gbdt	100-0,4-21	1000-0,1-5-0,5	500-0,05-7-0,5-0,7	50-0,1-10	50-0,1-10
	5	100-2	1000	10	0,01-1	4	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-4-gbdt	100-0,3-22	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,7	100-1,0-4	100-1,0-4
4 oda - 4.k (19)	**1**	10-2	10	0	0,001-1	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-18	1000-0,1-4-1,0	800-0,05-7-0,5-0,6	10-1,0-4	10-1,0-4
	2	10-2	100	1	0,001-1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-22	50-0,2-5-1,0	200-0,05-5-0,6-0,6	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	50-1	0	0	1-1	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-22	30-0,2-8-1,0	200-0,05-5-0,7-0,9	10-0,0001-6	10-0,0001-6
	4	10-2	1000	0	0-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-22	800-0,05-4-1,0	1500-0,05-6-0,5-0,9	10-1,0-7	10-1,0-7
	5	10-1	0	0	10-1	4	linear-10-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-20	1000-0,2-5-1,0	700-0,05-5-0,5-0,9	10-1,0-9	10-1,0-9
5 oda (114)	**1**	50-2	1	1	0,01-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-1,0-4-dart	200-0,1-20	1000-0,05-6-0,7	100-0,05-5-0,6-0,6	50-0,0001-9	50-0,0001-9
	2	50-2	100	1	0,001-1	2	linear-20-1e-07-0,5	500-1,0-4-dart	200-0,15-22	500-0,1-4-1,0	1500-0,05-6-0,7-0,6	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	50-2	0	1	1-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,4-23	1000-0,1-4-0,2	1500-0,05-4-0,5-0,8	10-0,01-9	10-0,01-9
	4	50-2	100	1	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-dart	500-0,25-18	500-0,2-8-0,4	500-0,05-4-0,6-0,5	10-0,001-9	10-0,001-9
	5	50-1	100	1	0,01-1	9	linear-20-1e-07-0,5	50-1,0-4-dart	100-0,4-19	1000-0,2-4-0,5	500-0,05-7-0,6-0,9	10-0,1-7	10-0,1-7
6 oda (128)	**1**	50-2	1	0	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-dart	100-0,3-22	1000-0,1-4-0,2	1500-0,05-9-0,7-0,6	10-0,01-10	10-0,01-10
	2	50-2	1	0,01	0,01-1	2	linear-20-1e-07-0,5	800-1,0-4-dart	100-0,4-22	1000-0,2-4-0,4	1500-0,05-6-0,6-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	50-2	0	1	1-1	7	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-4-gbdt	100-0,35-18	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-9-0,8-0,8	10-1,0-9	10-1,0-9
	4	50-2	0	1	1-1	2	linear-20-1e-07-0,5	200-1,0-4-dart	100-0,4-21	1000-0,2-8-0,2	100-0,05-4-0,6-0,6	10-0,0001-10	10-0,0001-10

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	5	50-2	10	0,01	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-4-dart	200-0,3-23	1000-0,2-4-0,7	100-0,05-4-0,8-0,8	50-0,0001-9	50-0,0001-9
Çankaya													
1 oda - 0.k (211)	**1**	10-2	0	10	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	600-0,4-20	1000-0,05-4-1,0	1500-0,05-5-0,7-0,6	100-0,01-10	100-0,01-10
	2	50-2	1	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,4-22	1000-0,1-4-0,5	800-0,05-4-0,5-0,8	50-0,001-8	50-0,001-8
	3	50-2	0	1	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,5	500-1,0-6-dart	200-0,4-19	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-5-0,6-0,7	10-0,01-8	10-0,01-8
	4	50-1	0	1	100-1	11	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-gbdt	100-0,25-22	1000-0,1-4-1,0	800-0,05-9-0,5-0,8	10-0,1-10	10-0,1-10
	5	100-1	100	1	1-0,7	10	linear-20-1e-07-0,1	500-0,1-4-goss	100-0,35-20	1000-0,05-4-1,0	800-0,05-4-0,8-0,7	10-1,0-10	10-1,0-10
1 oda - 1.k (110)	**1**	10-2	100	0	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,35-18	1000-0,1-4-0,5	1000-0,05-7-0,7-0,7	10-0,01-9	10-0,01-9
	2	50-2	10	0,01	0,001-0,5	3	linear-5-1e-07-0,5	800-0,1-4-gbdt	200-0,1-20	800-0,05-7-1,0	500-0,05-5-0,8-0,5	10-1,0-8	10-1,0-8
	3	50-1	0	0	0,001-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	200-0,15-22	1000-0,05-4-0,2	500-0,05-5-0,5-0,5	100-1,0-7	100-1,0-7
	4	50-2	100	0,01	0,01-0,1	9	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,3-20	800-0,1-4-0,4	700-0,05-6-0,6-0,9	10-0,0001-5	10-0,0001-5
	5	50-1	10	0,01	10-1	4	linear-20-1e-07-0,1	50-1,0-4-gbdt	100-0,1-21	1000-0,1-5-0,2	700-0,05-4-0,5-0,9	10-1,0-10	10-1,0-10
1 oda - 2.k (217)	**1**	50-1	1000	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-gbdt	100-0,35-23	1000-0,2-4-0,5	800-0,05-5-0,6-0,9	10-0,01-8	10-0,01-8
	2	10-1	1000	1	0,01-0,7	3	linear-20-1e-07-0,5	200-0,1-4-dart	400-0,1-21	200-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,7	500-1,0-10	500-1,0-10
	3	50-1	0	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-gbdt	100-0,1-22	800-0,2-5-0,5	100-0,05-8-0,7-0,6	50-0,01-9	50-0,01-9
	4	50-2	100	0,01	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	800-0,1-4-gbdt	200-0,4-20	800-0,1-4-1,0	1000-0,05-5-0,5-0,8	10-1,0-6	10-1,0-6
	5	100-1	1	0	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-6-gbdt	100-0,1-22	500-0,1-5-0,5	1000-0,05-9-0,6-0,7	10-0,1-8	10-0,1-8
1 oda - 3.k (92)	**1**	50-1	1	0,001	0,01-0,5	2	linear-20-1e-07-0,1	500-1,0-4-gbdt	100-0,1-19	1000-0,1-4-0,4	1500-0,05-4-0,8-0,7	10-0,0001-9	10-0,0001-9
	2	10-2	10	1	100-1	5	linear-10-1e-07-0,1	1500-0,01-4-gbdt	100-0,4-18	1000-0,1-4-0,2	1500-0,05-7-0,7-0,8	10-0,1-9	10-0,1-9
	3	50-2	10	1	10-1	2	linear-20-1e-07-0,1	200-0,01-4-dart	100-0,4-18	1000-0,2-5-0,7	1000-0,05-5-0,6-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
	4	10-1	0	1	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,5	500-1,0-4-dart	100-0,1-22	1000-0,2-4-0,2	100-0,05-6-0,6-0,7	10-1,0-10	10-1,0-10
	5	50-1	100	1	0,01-0,1	10	linear-20-1e-07-0,5	500-0,1-4-gbdt	100-0,1-22	500-0,2-4-0,2	1000-0,05-8-0,6-0,6	50-1,0-10	50-1,0-10
2 oda - 0.k (26)	**1**	10-1	0	0	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-20	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-7-0,8-0,8	10-0,0001-4	10-0,0001-4
	2	10-1	0	0	1-1	5	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	300-0,2-22	1000-0,2-5-1,0	700-0,05-4-0,6-0,6	50-0,001-3	50-0,001-3
	3	10-2	1	0,01	0,001-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	600-0,4-23	200-0,2-4-1,0	100-0,05-5-0,6-0,5	1000-0,001-9	1000-0,001-9
	4	10-1	1000	1	0,01-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-21	800-0,2-6-1,0	100-0,05-5-0,5-0,5	10-0,001-7	10-0,001-7
	5	10-1	1000	1	0,01-0,5	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,35-21	1000-0,2-7-1,0	1500-0,05-8-0,6-0,6	10-0,0001-6	10-0,0001-6
2 oda - 1.k (168)	**1**	50-1	100	1	0,01-0,1	9	linear-20-1e-07-0,1	500-1,0-5-gbdt	100-0,3-22	800-0,05-5-0,7	800-0,05-5-0,6-0,5	10-0,01-9	10-0,01-9
	2	50-2	0	0	1-0,7	11	rbf-1,5-1e-07-0,1	1000-1,0-4-dart	200-0,3-18	1000-0,05-4-0,7	1500-0,05-7-0,6-0,8	10-0,001-7	10-0,001-7
	3	50-1	0	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	100-0,15-19	1000-0,1-4-0,5	1000-0,05-4-0,7-0,5	10-0,001-8	10-0,001-8
	4	50-2	0	0,001	1000-1	8	linear-20-1e-07-0,1	100-1,0-5-gbdt	100-0,2-20	500-0,1-5-0,5	100-0,05-9-0,8-0,5	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	5	50-1	0	0,01	0,001-0,3	2	linear-5-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	200-0,1-21	800-0,1-4-0,7	500-0,05-4-0,8-0,6	1000-0,1-10	1000-0,1-10

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

2 oda - 2.k (380)	**1**	50-2	1000	1	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-gbdt	100-0,4-23	1000-0,2-5-0,5	1500-0,05-9-0,6-0,5	100-0,01-10	100-0,01-10
	2	100-2	100	1	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,5	500-0,1-4-gbdt	100-0,15-18	1000-0,2-5-0,7	500-0,05-5-0,5-0,6	1000-1,0-10	1000-1,0-10
	3	50-1	0	10	1-0,7	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,2-22	1000-0,2-4-0,5	800-0,05-4-0,6-0,5	100-0,1-10	100-0,1-10
	4	50-2	100	0,001	0,01-0,7	2	linear-10-1e-07-0,5	700-0,01-7-dart	100-0,4-23	1000-0,1-4-0,5	800-0,05-9-0,8-0,9	10-0,1-10	10-0,1-10
	5	50-2	1000	1	0,01-0,1	9	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	300-0,4-19	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,5	500-1,0-10	500-1,0-10
2 oda - 3.k (154)	**1**	50-1	1	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	100-0,01-4-dart	100-0,15-23	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-6-0,6-0,9	10-0,1-7	10-0,1-7
	2	50-1	10	0,01	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,1	200-1,0-4-dart	100-0,3-18	1000-0,2-7-0,5	1500-0,05-7-0,6-0,9	10-1,0-9	10-1,0-9
	3	50-1	10	0,01	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,2-22	500-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,7	10-1,0-9	10-1,0-9
	4	50-2	1	1	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,01-4-dart	100-0,35-21	800-0,05-5-0,7	1000-0,05-4-0,5-0,6	10-0,0001-9	10-0,0001-9
	5	50-1	10	0,001	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-1,0-4-dart	100-0,25-18	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-4-0,5-0,6	10-0,0001-10	10-0,0001-10
2 oda - 4.k (122)	**1**	50-1	1	0,01	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-4-dart	200-0,35-21	1000-0,1-6-0,5	1500-0,05-8-0,8-0,5	50-0,01-7	50-0,01-7
	2	50-2	1000	0	1000-1	9	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,4-21	500-0,1-5-1,0	1000-0,05-4-0,6-0,9	10-1,0-9	10-1,0-9
	3	50-1	0	0,01	0,01-0,1	16	linear-20-1e-07-0,1	500-1,0-4-gbdt	100-0,1-23	1000-0,1-8-0,5	800-0,05-5-0,6-0,6	50-1,0-7	50-1,0-7
	4	50-2	1	0	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,35-19	1000-0,05-4-1,0	1500-0,05-6-0,5-0,6	10-0,1-9	10-0,1-9
	5	50-1	100	0,001	0,01-0,1	5	rbf-10-1e-07-0,1	50-1,0-4-dart	100-0,15-18	1000-0,1-4-0,7	500-0,05-9-0,7-0,5	10-0,001-7	10-0,001-7
2 oda - 5.k (704)	**1**	50-2	0	0,001	100-1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	200-0,4-23	1000-0,1-7-0,7	700-0,05-6-0,7-0,8	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	2	100-2	1000	10	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	100-0,1-20	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-4-0,5-0,5	10-0,001-6	10-0,001-6
	3	100-2	0	0,001	100-1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	200-0,15-20	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,9	10-0,01-10	10-0,01-10
	4	50-2	1000	10	1000-1	7	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-9-dart	300-0,3-19	1000-0,1-6-0,7	1000-0,05-8-0,5-0,7	10-1,0-6	10-1,0-6
	5	50-1	1000	10	1-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,4-23	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-6-0,5-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
2 oda - 6.k (200)	**1**	100-2	0	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-gbdt	200-0,15-22	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,7-0,5	50-1,0-10	50-1,0-10
	2	10-2	10	1	1-0,7	6	linear-20-1e-07-0,1	100-0,1-6-gbdt	100-0,3-22	500-0,1-5-0,5	200-0,05-7-0,8-0,9	50-0,1-10	50-0,1-10
	3	50-1	0	0,001	0,01-0,5	2	linear-1,5-1e-07-0,1	100-0,1-5-dart	200-0,4-22	1000-0,2-5-0,5	1500-0,05-4-0,5-0,5	10-0,001-9	10-0,001-9
	4	100-2	10	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	100-0,4-21	500-0,2-4-0,5	800-0,05-4-0,5-0,5	500-1,0-8	500-1,0-8
	5	50-1	1000	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-gbdt	200-0,1-22	1000-0,05-5-0,5	500-0,05-4-0,6-0,9	10-1,0-9	10-1,0-9
3 oda - 0.k (289)	**1**	50-1	100	0,001	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,5	500-0,1-7-gbdt	100-0,1-20	800-0,1-4-0,5	1500-0,05-9-0,5-0,7	100-1,0-10	100-1,0-10
	2	100-2	0	0	1-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	700-0,1-8-dart	100-0,25-18	1000-0,2-4-0,7	500-0,05-8-0,6-0,5	100-0,0001-9	100-0,0001-9
	3	100-1	0	1	0,01-0,1	6	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-dart	100-0,35-20	1000-0,1-5-0,7	800-0,05-9-0,5-0,7	50-1,0-8	50-1,0-8
	4	100-2	10	1	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	100-0,1-20	500-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,7-0,9	50-0,1-9	50-0,1-9
	5	50-1	0	0,001	100-1	4	linear-10-1e-07-0,5	800-0,1-6-gbdt	100-0,3-20	1000-0,1-4-0,7	700-0,05-6-0,5-0,9	1500-0,1-10	1500-0,1-10
3 oda - 1.k (1954)	**1**	100-2	1000	10	1000-1	9	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-8-dart	500-0,4-20	1000-0,1-7-1,0	1500-0,05-8-0,6-0,9	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	2	100-2	100	1	100-1	8	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-7-gbdt	600-0,35-21	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-6-0,5-0,9	1000-0,1-10	1000-0,1-10
	3	50-1	0	10	0-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-gbdt	100-0,4-21	1000-0,1-6-0,5	1500-0,05-9-0,5-0,6	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	4	100-2	1000	10	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-8-dart	100-0,3-20	1000-0,2-5-1,0	1500-0,05-6-0,7-0,5	1000-0,1-10	1000-0,1-10

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	5	50-1	1000	100	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-9-dart	100-0,35-23	1000-0,1-7-1,0	1500-0,05-8-0,5-0,5	1500-0,1-10	1500-0,1-10
3 oda - 2.k (819)	**1**	200-2	1000	100	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-7-dart	100-0,2-22	1000-0,1-8-1,0	1500-0,05-6-0,6-0,5	10-0,1-10	10-0,1-10
	2	50-2	0	10	1000-1	6	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-4-gbdt	100-0,4-21	1000-0,05-6-0,7	800-0,05-8-0,5-0,9	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	10-2	1000	10	0,01-0,1	2	linear-1,5-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	100-0,2-23	1000-0,05-6-0,7	1000-0,05-7-0,6-0,5	500-0,1-10	500-0,1-10
	4	100-2	1000	10	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1000-1,0-4-dart	100-0,25-22	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,8	100-1,0-10	100-1,0-10
	5	100-1	100	10	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-goss	100-0,2-19	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-7-0,6-0,5	1500-1,0-10	1500-1,0-10
3 oda - 3.k (932)	**1**	50-1	1000	10	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-6-gbdt	100-0,35-22	1000-0,1-5-0,5	1500-0,05-4-0,5-0,8	1500-0,01-10	1500-0,01-10
	2	100-1	1000	10	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-gbdt	100-0,4-21	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-5-0,8-0,8	1000-1,0-10	1000-1,0-10
	3	50-2	1000	10	0,01-0,1	10	linear-20-1e-07-0,5	700-0,1-6-dart	100-0,2-21	1000-0,1-5-0,7	1000-0,05-4-0,5-0,7	100-1,0-10	100-1,0-10
	4	100-1	1000	10	100-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,35-21	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-4-0,8-0,8	100-1,0-10	100-1,0-10
	5	50-1	1000	10	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-gbdt	100-0,35-21	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-5-0,6-0,7	1500-0,1-10	1500-0,1-10
3 oda - 4.k (67)	**1**	10-2	0	0	0,001-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-4-dart	100-0,15-21	50-0,2-4-0,5	200-0,05-4-0,6-0,9	10-0,01-9	10-0,01-9
	2	50-2	1000	1	0,01-0,1	6	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-4-gbdt	100-0,35-22	1000-0,2-5-0,4	1500-0,05-9-0,7-0,6	10-0,001-6	10-0,001-6
	3	50-1	0	0,01	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	500-0,01-4-dart	200-0,4-23	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,8-0,7	10-0,01-10	10-0,01-10
	4	50-2	10	1	1000-1	7	linear-20-1e-07-0,1	700-1,0-4-dart	100-0,1-21	1000-0,2-8-0,7	1000-0,05-5-0,5-0,9	10-1,0-6	10-1,0-6
	5	50-2	0	1	1000-1	2	linear-10-1e-07-0,1	100-0,1-4-gbdt	100-0,4-22	100-0,2-4-0,4	100-0,05-5-0,5-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
3 oda - 5.k (123)	**1**	10-2	1000	1	0,01-0,1	2	linear-5-1e-07-0,1	500-0,1-4-gbdt	100-0,3-21	1000-0,2-5-1,0	1500-0,05-4-0,7-0,5	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	2	50-1	1000	0,01	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	800-1,0-4-dart	100-0,4-22	1000-0,05-6-1,0	500-0,05-4-0,5-0,9	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	10-1	1000	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-1,0-4-dart	100-0,4-21	1000-0,2-4-1,0	700-0,05-4-0,5-0,8	10-0,001-7	10-0,001-7
	4	50-2	1000	0	0,01-0,1	2	linear-10-1e-07-0,1	200-0,1-4-dart	100-0,25-22	1000-0,2-7-0,7	1500-0,05-7-0,7-0,5	50-0,01-6	50-0,01-6
	5	50-2	0	0,01	0,001-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	800-0,1-4-gbdt	100-0,1-19	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,8-0,9	10-0,0001-5	10-0,0001-5
3 oda - 6.k (156)	**1**	50-2	1	0,01	0,01-0,1	2	linear-5-1e-07-0,5	1500-1,0-5-dart	100-0,35-18	1000-0,2-4-0,7	500-0,05-7-0,6-0,6	10-0,1-9	10-0,1-9
	2	10-2	10	1	1-0,7	2	linear-5-1e-07-0,1	1500-1,0-5-dart	200-0,1-21	50-0,2-5-0,5	1000-0,05-9-0,8-0,9	50-1,0-7	50-1,0-7
	3	10-2	0	0,001	1000-1	2	linear-10-1e-07-0,1	100-1,0-4-gbdt	100-0,2-21	1000-0,1-4-0,5	700-0,05-6-0,7-0,9	50-0,1-10	50-0,1-10
	4	10-2	1000	1	0,01-0,1	2	linear-5-1e-07-0,5	500-0,1-4-dart	100-0,2-19	800-0,2-4-0,7	100-0,05-9-0,7-0,6	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	5	10-1	1	0,01	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	800-0,1-4-gbdt	100-0,2-18	1000-0,2-5-0,5	200-0,05-4-0,5-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
4 oda - 0.k (223)	**1**	50-1	0	1	0,01-0,5	2	linear-20-1e-07-0,1	500-0,1-4-gbdt	100-0,3-21	1000-0,1-4-1,0	800-0,05-6-0,5-0,8	10-1,0-9	10-1,0-9
	2	50-1	10	0,01	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-4-dart	100-0,4-21	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-6-0,5-0,7	10-0,001-8	10-0,001-8
	3	100-1	100	0,01	0,01-0,1	3	linear-5-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,35-21	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,6	100-1,0-10	100-1,0-10
	4	100-1	100	1	0,001-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-gbdt	200-0,4-21	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,5	10-1,0-8	10-1,0-8
	5	50-1	10	1	0,01-0,3	8	linear-20-1e-07-0,5	700-0,1-5-gbdt	300-0,2-20	1000-0,05-4-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,5	10-0,01-10	10-0,01-10
4 o	**1**	100-2	1000	0,01	0,01-0,1	2	linear-10-1e-07-0,1	1500-0,1-6-gbdt	100-0,3-23	1000-0,1-4-0,7	1500-0,05-4-0,6-0,8	100-1,0-10	100-1,0-10

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	2	50-1	0	0,01	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-5-gbdt	100-0,4-19	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-4-0,6-0,5	10-0,0001-8	10-0,0001-8
	3	100-1	0	1	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-gbdt	200-0,1-22	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,7-0,5	500-1,0-10	500-1,0-10
	4	50-1	0	0	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-gbdt	100-0,1-19	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-8-0,5-0,8	10-0,1-6	10-0,1-6
	5	50-1	0	1	0-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	200-0,35-18	500-0,2-4-0,7	1500-0,05-6-0,8-0,6	100-0,01-10	100-0,01-10
4 oda - 2.k (80)	**1**	50-1	10	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	700-0,1-4-gbdt	200-0,1-22	1000-0,2-4-0,7	500-0,05-4-0,5-0,9	10-0,01-8	10-0,01-8
	2	50-2	10	1	0,01-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,35-19	1000-0,1-4-0,7	1500-0,05-4-0,8-0,5	10-0,1-9	10-0,1-9
	3	50-1	1000	0,01	0,001-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,35-20	50-0,2-5-0,7	200-0,05-8-0,5-0,9	10-1,0-8	10-1,0-8
	4	10-2	100	0,01	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	200-1,0-4-gbdt	200-0,4-21	1000-0,1-7-0,5	1000-0,05-7-0,5-0,5	50-1,0-8	50-1,0-8
	5	50-1	100	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-4-gbdt	100-0,2-18	1000-0,1-4-0,5	500-0,05-9-0,5-0,9	10-0,01-10	10-0,01-10
4 oda - 3.k (674)	**1**	50-2	1000	1	0-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-dart	100-0,3-21	1000-0,2-6-0,7	1500-0,05-6-0,5-0,8	100-1,0-10	100-1,0-10
	2	100-2	0	0,001	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-dart	100-0,4-23	1000-0,2-7-0,7	1500-0,05-9-0,5-0,9	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	100-1	1000	1	0,01-0,5	4	linear-20-1e-07-0,1	800-0,1-4-gbdt	100-0,4-18	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,7	100-1,0-10	100-1,0-10
	4	50-1	0	0,001	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-9-dart	100-0,4-22	1000-0,1-5-0,7	1500-0,05-4-0,8-0,5	50-1,0-10	50-1,0-10
	5	50-1	1000	10	1000-1	11	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-4-gbdt	100-0,35-18	800-0,05-6-0,5	500-0,05-7-0,5-0,5	100-0,001-10	100-0,001-10
4 oda - 4.k (434)	**1**	100-1	0	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-7-dart	100-0,15-18	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-7-0,5-0,5	1000-0,1-10	1000-0,1-10
	2	100-1	1000	10	0-0,1	7	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-dart	100-0,25-18	1000-0,1-5-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,8	100-0,1-10	100-0,1-10
	3	50-2	1000	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-dart	200-0,25-19	500-0,2-6-0,7	500-0,05-7-0,5-0,9	50-1,0-10	50-1,0-10
	4	100-2	1000	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	300-0,3-18	1000-0,2-4-1,0	700-0,05-8-0,6-0,7	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	5	50-1	1000	1	0-0,1	5	linear-1,5-1e-07-0,5	1000-0,1-7-gbdt	100-0,25-19	1000-0,2-6-0,7	1500-0,05-4-0,8-0,6	1000-0,1-9	1000-0,1-9
4 oda - 5.k (41)	**1**	50-2	0	1	0,001-0,7	10	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,1-22	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,6-0,5	10-1,0-5	10-1,0-5
	2	50-2	0	0,01	0,001-0,1	19	linear-5-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-23	1000-0,2-7-1,0	1500-0,05-8-0,6-0,5	10-0,01-10	10-0,01-10
	3	10-2	0	1	0,001-0,7	10	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,1-20	200-0,1-5-1,0	1500-0,05-5-0,8-0,7	10-1,0-10	10-1,0-10
	4	50-2	1000	1	100-1	4	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-22	100-0,1-8-0,5	200-0,05-8-0,5-0,6	100-0,01-4	100-0,01-4
	5	50-1	0	0	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-20	200-0,1-4-0,7	700-0,05-9-0,5-0,5	10-0,001-8	10-0,001-8
5 oda - 0.k (49)	**1**	10-2	100	1	10-1	7	linear-5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-20	500-0,2-5-0,4	1000-0,05-4-0,6-0,9	50-1,0-5	50-1,0-5
	2	10-2	0	0,01	0,001-0,7	4	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	200-0,1-22	1000-0,05-4-0,5	1500-0,05-8-0,6-0,9	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	10-1	1000	0,01	1-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-21	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-5-0,5-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
	4	10-1	1000	1	0,01-0,1	2	linear-5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-20	1000-0,1-5-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,6	10-1,0-5	10-1,0-5
	5	10-1	0	0,01	0,001-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	50-1,0-4-dart	100-0,1-21	200-0,2-5-1,0	700-0,05-8-0,8-0,9	10-1,0-5	10-1,0-5
5 oda - 1.k (29)	**1**	50-2	0	0	0,001-0,3	2	linear-5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-20	200-0,2-4-1,0	1000-0,05-6-0,6-0,6	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	2	10-2	1	0,01	0,01-0,5	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-18	800-0,2-7-0,4	500-0,05-4-0,5-0,9	10-0,001-8	10-0,001-8
	3	10-2	1000	0	1-0,7	8	linear-5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-23	30-0,1-6-0,7	100-0,05-6-0,7-0,9	1500-1,0-2	1500-1,0-2
	4	10-1	1000	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-22	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-9-0,5-0,5	10-1,0-5	10-1,0-5
	5	50-2	0	1	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-23	50-0,2-4-0,5	800-0,05-7-0,7-0,8	10-0,0001-7	10-0,0001-7

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

5 oda - 2.k (190)	**1**	100-1	1000	0,01	1000-1	5	linear-5-1e-07-0,5	800-1,0-4-dart	100-0,1-22	500-0,2-4-0,7	500-0,05-4-0,5-0,7	10-1,0-8	10-1,0-8
	2	50-1	1	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-5-dart	100-0,35-20	500-0,2-4-0,7	200-0,05-8-0,7-0,6	100-0,001-10	100-0,001-10
	3	50-1	10	0,001	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	200-1,0-5-gbdt	100-0,15-20	800-0,2-4-0,5	1500-0,05-6-0,6-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
	4	100-1	100	0,01	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	500-0,1-5-gbdt	100-0,1-21	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-9-0,5-0,9	10-1,0-9	10-1,0-9
	5	100-2	0	1	0,01-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-goss	100-0,25-20	1000-0,05-6-0,7	200-0,05-4-0,6-0,8	50-0,0001-10	50-0,0001-10
5 oda - 3.k (217)	**1**	50-1	1	1	0,01-0,7	4	linear-20-1e-07-0,5	800-0,01-6-dart	100-0,3-19	1000-0,1-4-0,5	1000-0,05-5-0,5-0,9	10-0,001-10	10-0,001-10
	2	10-1	100	1	100-1	2	linear-5-1e-07-0,1	1500-0,1-7-gbdt	100-0,4-21	1000-0,05-5-1,0	1000-0,05-5-0,7-0,5	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	3	10-1	100	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-4-dart	100-0,1-18	1000-0,05-4-0,7	1500-0,05-9-0,6-0,8	10-1,0-9	10-1,0-9
	4	50-1	100	0,001	0-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	200-1,0-6-dart	100-0,4-19	1000-0,05-5-1,0	500-0,05-4-0,8-0,9	50-0,1-9	50-0,1-9
	5	50-1	10	0,001	0,001-0,1	11	linear-5-1e-07-0,5	700-0,1-5-gbdt	100-0,3-22	1000-0,1-5-0,5	1500-0,05-8-0,5-0,6	10-1,0-10	10-1,0-10
6 oda - 0.k (172)	**1**	100-1	100	0,01	10-1	2	linear-1,5-1e-07-0,5	200-1,0-5-dart	100-0,35-18	1000-0,1-4-0,7	1500-0,05-8-0,5-0,8	10-0,0001-8	10-0,0001-8
	2	100-2	0	1	0,01-0,5	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-dart	100-0,4-22	1000-0,2-4-0,5	1000-0,05-4-0,7-0,6	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	3	50-1	0	1	0,01-0,1	18	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	100-0,4-21	500-0,2-4-1,0	700-0,05-4-0,6-0,7	10-0,001-10	10-0,001-10
	4	50-2	100	1	0,01-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	500-0,1-4-gbdt	100-0,3-18	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-5-0,5-0,9	50-0,01-9	50-0,01-9
	5	50-1	1	0,01	0,001-0,3	6	linear-20-1e-07-0,5	1500-1,0-5-dart	100-0,1-21	1000-0,2-4-1,0	1000-0,05-5-0,5-0,8	10-0,0001-8	10-0,0001-8
6 oda - 1.k (10)	**1**	10-1	100	0	0,001-0,5	2	linear-10-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-18	800-0,2-5-1,0	700-0,05-6-0,8-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
	2	10-1	100	1	0,001-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-18	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,5	100-1,0-10	100-1,0-10
	3	10-1	0	0,01	0,001-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,1-23	800-0,2-5-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,6	500-0,001-2	500-0,001-2
	4	10-1	1000	10	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-22	1000-0,2-4-1,0	500-0,05-4-0,5-0,5	10-0,001-5	10-0,001-5
	5	10-1	1000	0	0,01-0,7	4	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-21	30-0,1-4-1,0	800-0,05-4-0,8-0,5	50-0,0001-2	50-0,0001-2
7 oda (44)	**1**	10-2	0	1	0,01-0,7	7	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,1-19	1000-0,2-8-1,0	500-0,05-6-0,5-0,8	10-1,0-4	10-1,0-4
	2	50-2	0	0,01	1-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-18	200-0,2-5-1,0	500-0,05-4-0,5-0,9	10-0,01-7	10-0,01-7
	3	10-1	0	0,01	0,01-0,5	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-18	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,5	10-1,0-9	10-1,0-9
	4	10-2	1	1	0,01-0,5	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-18	50-0,2-4-1,0	1500-0,05-8-0,5-0,6	10-0,01-3	10-0,01-3
	5	10-2	1	1	0,001-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-22	50-0,2-5-0,5	700-0,05-5-0,7-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
Çubuk													
1 oda (46)	**1**	50-1	1000	1	1000-1	5	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-18	100-0,2-5-0,4	1500-0,05-7-0,5-0,7	10-1,0-7	10-1,0-7
	2	10-1	100	0,01	10-1	9	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,4-20	200-0,1-4-0,7	1500-0,05-6-0,8-0,8	50-0,01-5	50-0,01-5
	3	50-2	100	0,01	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	400-0,25-18	1000-0,2-4-1,0	100-0,05-5-0,5-0,9	10-0,01-6	10-0,01-6
	4	10-1	100	1	1-0,7	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-20	30-0,2-8-0,4	100-0,05-6-0,6-0,9	10-0,001-3	10-0,001-3
	5	50-1	0	0	100-1	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,4-21	100-0,2-4-1,0	500-0,05-5-0,8-0,5	10-0,001-9	10-0,001-9
2 oda (36)	**1**	50-2	0	0	0,001-0,7	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-21	1000-0,2-5-0,5	100-0,05-4-0,6-0,5	10-1,0-9	10-1,0-9
	2	50-2	10	0	10-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-18	500-0,2-4-0,7	800-0,05-5-0,6-0,9	10-0,01-8	10-0,01-8

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	3	10-2	0	0	0,001-0,5	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-20	800-0,2-4-0,7	1500-0,05-5-0,5-0,7	10-0,001-10	10-0,001-10
	4	10-2	0	1	0,001-0,7	2	linear-5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-19	200-0,2-5-1,0	100-0,05-6-0,8-0,8	10-0,1-9	10-0,1-9
	5	10-1	10	0	0,001-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-20	500-0,2-4-0,7	800-0,05-7-0,7-0,8	10-1,0-6	10-1,0-6
3 oda - 0.k (184)	**1**	50-2	10	10	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1000-0,1-5-dart	100-0,25-18	1000-0,2-4-1,0	800-0,05-8-0,6-0,8	50-0,001-9	50-0,001-9
	2	100-2	1000	1	0,01-0,1	10	linear-10-1e-07-0,1	100-0,1-4-gbdt	100-0,35-22	800-0,1-4-1,0	200-0,05-4-0,6-0,6	10-0,01-9	10-0,01-9
	3	50-1	0	1	0,01-0,1	8	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	200-0,35-22	500-0,1-4-0,5	1500-0,05-8-0,6-0,6	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	4	50-2	100	1	0,01-0,5	2	linear-10-1e-07-0,1	100-1,0-5-gbdt	200-0,3-20	1000-0,2-4-0,7	200-0,05-9-0,8-0,8	10-0,01-8	10-0,01-8
	5	50-1	0	1	0,01-0,1	7	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,4-22	1000-0,05-5-1,0	700-0,05-8-0,5-0,5	50-0,0001-10	50-0,0001-10
3 oda - 1.k (12)	**1**	10-2	1000	100	100-0,7	4	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-18	100-0,01-6-1,0	100-0,05-4-0,5-0,5	10-0,01-8	10-0,01-8
	2	10-2	0	10	1-0,3	4	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,4-23	50-0,2-6-1,0	200-0,05-5-0,6-0,5	10-0,0001-6	10-0,0001-6
	3	10-2	1000	100	10-0,3	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-21	500-0,1-6-1,0	200-0,05-4-0,8-0,7	500-0,001-3	500-0,001-3
	4	10-2	1000	10	1000-1	4	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-18	1000-0,1-5-1,0	100-0,05-4-0,5-0,5	10-0,01-5	10-0,01-5
	5	10-2	0	100	10-0,3	4	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-20	200-0,05-4-1,0	100-0,05-4-0,5-0,6	10-0,0001-2	10-0,0001-2
4 oda (42)	**1**	50-1	0	0,01	0-0,1	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,2-19	1000-0,2-7-0,7	1500-0,05-8-0,6-0,8	10-0,01-8	10-0,01-8
	2	50-2	1000	1	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-18	50-0,2-4-0,4	100-0,05-5-0,6-0,7	10-0,1-4	10-0,1-4
	3	10-1	0	0,001	0,01-0,1	2	rbf-20-0,0001-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-18	100-0,2-4-0,5	200-0,05-6-0,5-0,8	100-1,0-10	100-1,0-10
	4	50-1	10	1	1-1	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-23	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-9-0,6-0,9	10-0,01-7	10-0,01-7
	5	50-1	1000	0,01	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	400-0,15-23	50-0,2-4-0,7	1000-0,05-4-0,8-0,7	10-0,0001-8	10-0,0001-8
4+ oda (54)	**1**	50-1	0,01	0,01	0,001-0,7	4	linear-20-1e-07-0,5	500-0,01-4-dart	100-0,15-21	1000-0,2-4-0,4	500-0,05-5-0,8-0,8	10-0,001-7	10-0,001-7
	2	50-1	0	0,01	10-1	2	linear-20-1e-07-0,1	500-0,01-4-gbdt	100-0,3-18	1000-0,05-4-1,0	1000-0,05-4-0,8-0,9	50-0,1-7	50-0,1-7
	3	50-2	0	0	0,001-0,5	3	linear-20-1e-07-0,5	500-0,01-4-dart	100-0,35-20	1000-0,2-4-0,4	1500-0,05-7-0,6-0,5	10-1,0-9	10-1,0-9
	4	50-2	0	0,01	1-1	5	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,01-4-dart	100-0,35-20	200-0,1-4-1,0	1500-0,05-5-0,5-0,6	10-1,0-7	10-1,0-7
	5	10-2	100	0	0,001-0,5	14	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-22	100-0,2-6-0,4	1500-0,05-5-0,6-0,7	50-1,0-5	50-1,0-5
Etimesgut													
1 oda - 0.k (43)	**1**	10-1	1000	0	0,01-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-21	1000-0,2-7-1,0	500-0,05-6-0,5-0,9	10-0,0001-6	10-0,0001-6
	2	50-1	1	0,01	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-18	200-0,2-4-1,0	1000-0,05-9-0,5-0,7	100-0,1-8	100-0,1-8
	3	50-1	1000	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-22	800-0,2-8-1,0	1000-0,05-4-0,8-0,6	10-1,0-6	10-1,0-6
	4	50-2	1	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,3-20	500-0,05-4-1,0	200-0,05-4-0,7-0,9	50-1,0-6	50-1,0-6
	5	50-2	0	1	0,01-0,1	14	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-21	30-0,1-7-1,0	100-0,05-4-0,5-0,7	10-0,001-7	10-0,001-7
1 oda - 1.k (28)	**1**	50-1	0	0	1-1	3	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-20	1000-0,1-4-1,0	1000-0,05-6-0,6-0,9	10-0,1-6	10-0,1-6
	2	50-2	10	0	0,01-0,1	5	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	500-0,1-21	30-0,2-4-1,0	100-0,05-4-0,5-0,5	10-1,0-7	10-1,0-7
	3	50-1	0	1	0,001-0,3	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-22	200-0,05-4-1,0	1500-0,05-5-0,6-0,5	10-0,001-5	10-0,001-5
	4	50-1	100	0	0,001-0,1	2	linear-10-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-20	800-0,2-9-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,6	10-0,001-6	10-0,001-6
	5	50-1	0	1	1-0,7	3	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-19	100-0,1-4-1,0	1500-0,05-8-0,5-0,5	10-1,0-2	10-1,0-2

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

1 oda - 2.k (63)	**1**	50-2	10	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	200-1,0-4-gbdt	100-0,1-19	100-0,2-4-0,5	100-0,05-8-0,8-0,6	100-0,1-10	100-0,1-10
	2	10-1	0,01	1	10-1	6	linear-20-1e-07-0,1	100-1,0-4-dart	200-0,25-22	50-0,2-4-1,0	700-0,05-4-0,7-0,6	10-0,001-8	10-0,001-8
	3	50-2	10	1	1-0,1	11	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-4-dart	100-0,35-20	1000-0,2-5-0,7	200-0,05-7-0,6-0,5	10-0,01-8	10-0,01-8
	4	50-2	100	1	0,001-0,3	17	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,01-4-gbdt	100-0,2-18	200-0,1-8-1,0	1500-0,05-6-0,5-0,7	10-0,001-9	10-0,001-9
	5	50-1	0	0,01	1000-1	16	linear-20-1e-07-0,1	50-1,0-4-goss	100-0,2-23	100-0,2-4-1,0	200-0,05-4-0,6-0,7	10-0,01-4	10-0,01-4
1 oda - 3.k (171)	**1**	50-2	0	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-4-dart	100-0,4-22	800-0,2-5-0,7	100-0,05-7-0,6-0,7	10-0,001-6	10-0,001-6
	2	50-2	0	0,001	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-4-dart	100-0,25-23	200-0,1-6-0,5	1500-0,05-5-0,8-0,9	50-0,01-8	50-0,01-8
	3	50-2	100	0,001	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,5	1000-0,1-5-dart	100-0,4-18	1000-0,2-5-0,5	100-0,05-9-0,7-0,7	100-0,0001-9	100-0,0001-9
	4	50-2	1	0,01	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1000-0,1-4-dart	100-0,35-18	200-0,2-6-0,5	1000-0,05-6-0,5-0,9	10-0,01-9	10-0,01-9
	5	50-2	0	0,01	0,001-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,35-23	200-0,2-4-0,7	1500-0,05-9-0,5-0,7	10-1,0-5	10-1,0-5
1 oda - 4.k (49)	**1**	50-1	1000	0,01	100-1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-20	500-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,9	10-0,001-4	10-0,001-4
	2	50-1	0	0,01	10-1	8	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-21	1000-0,05-4-1,0	1500-0,05-8-0,7-0,8	10-0,001-8	10-0,001-8
	3	10-2	0	0,01	0-0,1	5	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-23	1000-0,1-5-1,0	100-0,05-4-0,6-0,5	10-0,0001-5	10-0,0001-5
	4	10-2	10	1	0,01-0,1	6	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-21	500-0,2-6-1,0	200-0,05-6-0,7-0,9	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	5	10-2	0	0	0,01-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-23	200-0,1-4-1,0	100-0,05-5-0,8-0,8	10-0,0001-7	10-0,0001-7
1 oda - 5.k (465)	**1**	50-2	100	0	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-7-dart	100-0,3-21	1000-0,2-7-0,7	1500-0,05-5-0,7-0,5	100-0,1-10	100-0,1-10
	2	50-1	0	0,001	100-1	7	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,15-22	500-0,2-4-0,5	700-0,05-9-0,5-0,8	50-0,0001-10	50-0,0001-10
	3	50-1	0	10	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,3-21	1000-0,2-6-1,0	1500-0,05-8-0,8-0,5	50-1,0-10	50-1,0-10
	4	100-2	1000	1	1000-1	13	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,01-4-gbdt	100-0,25-22	100-0,2-6-0,5	1500-0,05-7-0,8-0,8	100-1,0-10	100-1,0-10
	5	50-2	1000	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-dart	100-0,4-23	1000-0,05-5-1,0	800-0,05-7-0,5-0,9	100-0,001-10	100-0,001-10
2 oda - 0.k (197)	**1**	50-2	0	0,001	1-0,7	13	linear-1,5-1e-07-0,3	1500-0,1-6-dart	100-0,35-22	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,5	10-0,0001-9	10-0,0001-9
	2	10-1	1000	10	1-0,5	3	linear-20-1e-07-0,1	500-0,01-4-goss	100-0,35-23	1000-0,2-6-0,5	1500-0,05-9-0,6-0,6	100-1,0-9	100-1,0-9
	3	10-2	1000	10	1000-1	3	linear-1,5-1e-07-0,1	1500-1,0-4-dart	100-0,2-20	1000-0,1-4-1,0	700-0,05-9-0,8-0,7	1000-0,001-10	1000-0,001-10
	4	50-2	1000	1	1000-1	2	linear-1,5-1e-07-0,1	800-0,1-5-dart	100-0,35-19	1000-0,1-4-1,0	500-0,05-5-0,7-0,7	10-0,1-10	10-0,1-10
	5	10-2	100	0,01	100-1	9	linear-20-1e-07-0,1	200-1,0-5-dart	300-0,4-21	500-0,05-4-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,6	10-0,01-8	10-0,01-8
2 oda - 1.k (97)	**1**	10-2	10	1	100-1	3	linear-10-1e-07-0,1	1500-1,0-4-gbdt	100-0,35-20	800-0,2-4-1,0	1500-0,05-8-0,6-0,9	10-0,001-9	10-0,001-9
	2	50-1	0	0,01	0,01-0,1	4	linear-10-1e-07-0,5	50-1,0-4-gbdt	100-0,1-18	100-0,2-5-0,5	200-0,05-8-0,8-0,9	10-0,1-6	10-0,1-6
	3	50-2	10	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,01-4-dart	100-0,3-22	1000-0,2-5-1,0	800-0,05-8-0,5-0,9	100-1,0-7	100-1,0-7
	4	50-2	1	0	100-1	2	linear-20-1e-07-0,5	200-1,0-4-gbdt	100-0,1-21	800-0,2-6-0,7	700-0,05-6-0,6-0,8	10-1,0-5	10-1,0-5
	5	50-1	1	0,01	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	200-0,35-18	50-0,2-4-0,5	100-0,05-4-0,5-0,5	10-0,001-10	10-0,001-10
2 oda - 2.k (628)	**1**	100-2	0	0	1000-1	16	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-5-dart	100-0,3-18	1000-0,1-5-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,5	50-0,01-10	50-0,01-10
	2	50-2	1000	1	100-1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,15-22	1000-0,1-5-1,0	1500-0,05-5-0,5-0,9	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	50-1	0	10	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,15-23	1000-0,1-5-1,0	1000-0,05-6-0,7-0,6	50-0,001-10	50-0,001-10
	4	50-1	0	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-dart	100-0,25-21	1000-0,05-4-1,0	1000-0,05-4-0,7-0,6	1000-0,1-10	1000-0,1-10

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	5	50-2	0	1	1000-1	10	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-7-gbdt	200-0,1-22	1000-0,1-5-0,5	200-0,05-6-0,7-0,6	10-1,0-10	10-1,0-10
2 oda - 3.k (395)	**1**	50-1	1000	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	100-0,1-9-dart	300-0,4-18	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-9-0,6-0,8	10-0,1-10	10-0,1-10
	2	50-2	10	1	0,01-0,1	6	linear-20-1e-07-0,1	800-0,1-9-dart	100-0,4-23	1000-0,1-5-0,5	1000-0,05-8-0,6-0,8	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	50-1	0	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	500-1,0-5-dart	100-0,35-18	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-6-0,5-0,8	50-0,01-10	50-0,01-10
	4	50-1	0	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,2	700-0,1-6-dart	100-0,4-23	800-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,8-0,5	10-0,001-10	10-0,001-10
	5	50-1	0	0	1000-1	5	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-gbdt	100-0,25-21	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-8-0,5-0,5	500-1,0-9	500-1,0-9
2 oda - 4.k (252)	**1**	50-2	1000	0,01	100-1	4	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-5-dart	100-0,3-20	1000-0,2-5-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,6	10-0,01-10	10-0,01-10
	2	50-2	1000	1	0,01-0,5	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,1-23	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-5-0,7-0,7	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	50-2	1000	10	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-gbdt	100-0,2-22	1000-0,1-5-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,9	100-1,0-10	100-1,0-10
	4	50-2	10	1	1000-1	11	linear-20-1e-07-0,1	100-0,1-5-gbdt	200-0,15-20	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-5-0,8-0,7	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	5	50-2	0	0,001	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	100-0,25-23	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-4-0,6-0,5	50-0,1-10	50-0,1-10
3 oda - 0.k (2885)	**1**	50-2	1000	10	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-gbdt	300-0,4-19	1000-0,2-6-0,7	1500-0,05-7-0,7-0,7	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	2	50-2	100	1	100-1	9	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-dart	100-0,4-23	1000-0,1-7-0,5	1500-0,05-7-0,6-0,6	1500-1,0-10	1500-1,0-10
	3	50-2	1000	100	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-8-gbdt	400-0,4-23	1000-0,1-6-1,0	1500-0,05-6-0,5-0,9	1000-0,0001-10	1000-0,0001-10
	4	50-2	1000	10	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-dart	1000-0,4-21	1000-0,1-8-0,7	1500-0,05-5-0,8-0,5	1000-0,1-10	1000-0,1-10
	5	50-2	1000	100	0,01-0,1	5	linear-20-1e-07-0,5	1000-0,1-4-gbdt	400-0,15-22	1000-0,1-6-1,0	1000-0,05-8-0,8-0,5	1500-1,0-10	1500-1,0-10
3 oda - 1.k (246)	**1**	100-2	10	0,001	100-1	2	linear-20-1e-07-0,3	800-0,1-4-dart	100-0,4-23	1000-0,1-5-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,9	10-0,1-9	10-0,1-9
	2	50-1	1000	0,01	1000-1	7	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-7-dart	100-0,1-22	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,8-0,5	10-0,001-9	10-0,001-9
	3	50-2	0	0	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,5	1000-1,0-4-dart	100-0,3-21	1000-0,1-4-0,7	700-0,05-8-0,7-0,9	10-0,001-10	10-0,001-10
	4	50-2	10	0	1000-1	6	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-6-dart	100-0,4-22	1000-0,2-4-1,0	500-0,05-6-0,5-0,8	50-0,01-9	50-0,01-9
	5	50-1	0	0,001	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	500-1,0-7-dart	100-0,15-20	800-0,2-4-1,0	1500-0,05-7-0,5-0,7	50-0,01-8	50-0,01-8
3 oda - 2.k (327)	**1**	100-2	10	1	0,01-0,7	2	linear-20-1e-07-0,5	200-0,1-8-dart	100-0,15-21	1000-0,1-5-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,8	10-0,001-8	10-0,001-8
	2	100-2	0	10	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,1	500-0,1-6-dart	100-0,1-18	1000-0,2-6-1,0	1000-0,05-4-0,8-0,8	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	3	50-2	1000	10	0,01-0,1	11	linear-20-1e-07-0,1	1000-1,0-9-dart	100-0,1-22	800-0,2-4-0,7	1500-0,05-7-0,5-0,6	100-1,0-10	100-1,0-10
	4	50-1	10	0	0-0,1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-dart	100-0,4-20	800-0,2-4-1,0	1500-0,05-6-0,8-0,9	100-1,0-10	100-1,0-10
	5	50-1	1000	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	700-1,0-6-dart	300-0,1-18	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-8-0,5-0,5	1000-0,01-10	1000-0,01-10
3 oda - 3.k (1333)	**1**	50-2	1000	1	100-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-8-gbdt	100-0,35-22	1000-0,2-6-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,5	1000-0,1-10	1000-0,1-10
	2	100-2	1000	1	1000-1	7	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-gbdt	100-0,1-20	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-5-0,5-0,7	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	50-2	0	10	0,01-0,3	6	linear-20-1e-07-0,5	1000-1,0-9-dart	100-0,4-20	1000-0,2-6-0,5	1500-0,05-5-0,6-0,6	1000-0,1-10	1000-0,1-10
	4	100-2	1000	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-dart	300-0,4-22	1000-0,1-5-0,5	1500-0,05-7-0,8-0,9	100-0,1-10	100-0,1-10
	5	50-1	10	10	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	800-0,1-4-dart	100-0,3-19	1000-0,2-6-0,5	1500-0,05-4-0,7-0,8	500-1,0-10	500-1,0-10
4 oda - 0.k	**1**	50-2	100	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,35-19	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-6-0,6-0,6	500-1,0-10	500-1,0-10
	2	50-2	100	1	100-1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-dart	200-0,35-22	1000-0,1-5-0,5	1500-0,05-4-0,7-0,9	1000-1,0-10	1000-1,0-10

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	3	50-2	100	10	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	100-0,35-21	1000-0,2-6-0,7	1500-0,05-7-0,5-0,5	1000-1,0-10	1000-1,0-10
	4	100-2	100	1	0,001-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-8-dart	200-0,4-22	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-9-0,5-0,5	100-1,0-10	100-1,0-10
	5	50-1	0	0,001	0,01-0,1	6	linear-20-1e-07-0,1	700-0,1-5-gbdt	100-0,4-18	1000-0,1-7-0,7	1500-0,05-4-0,6-0,9	500-1,0-10	500-1,0-10
4 oda - 1.k (108)	**1**	10-2	10	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-4-gbdt	100-0,4-21	800-0,1-5-0,7	100-0,05-8-0,7-0,9	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	2	50-2	10	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	800-1,0-4-dart	400-0,1-18	1000-0,1-5-0,5	1500-0,05-7-0,6-0,9	10-1,0-9	10-1,0-9
	3	50-1	100	1	0,01-0,1	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	500-0,1-4-gbdt	100-0,2-22	200-0,2-4-0,5	100-0,05-7-0,5-0,5	100-1,0-5	100-1,0-5
	4	50-2	10	1	0,01-0,7	9	linear-20-1e-07-0,1	700-1,0-4-gbdt	100-0,4-18	200-0,2-5-0,5	1000-0,05-4-0,6-0,5	10-0,001-10	10-0,001-10
	5	50-1	100	0	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	1000-1,0-4-dart	100-0,25-22	1000-0,2-4-1,0	1000-0,05-8-0,6-0,5	10-0,0001-8	10-0,0001-8
4 oda - 2.k (995)	**1**	100-2	1000	0,001	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-dart	100-0,4-19	1000-0,2-5-1,0	1500-0,05-9-0,7-0,8	500-0,1-10	500-0,1-10
	2	100-2	0	0,001	100-1	4	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-7-dart	200-0,4-18	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-5-0,6-0,5	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	3	100-2	1	1	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-gbdt	200-0,4-18	1000-0,1-6-1,0	1500-0,05-8-0,5-0,6	1500-0,01-10	1500-0,01-10
	4	100-2	100	1	10-1	3	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-9-gbdt	100-0,35-22	1000-0,1-4-0,7	1000-0,05-8-0,7-0,6	500-1,0-10	500-1,0-10
	5	50-1	100	0,001	10-1	9	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	200-0,4-22	1000-0,1-4-0,7	1500-0,05-5-0,6-0,8	1000-1,0-10	1000-1,0-10
5 oda - 0.k (292)	**1**	50-2	1000	0,01	1000-1	6	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-5-dart	100-0,4-21	500-0,2-4-0,5	1000-0,05-9-0,7-0,9	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	2	50-2	0	0,01	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	500-0,1-8-dart	100-0,2-20	1000-0,2-7-0,7	700-0,05-8-0,5-0,7	50-0,1-10	50-0,1-10
	3	100-1	1000	1	100-1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-6-gbdt	100-0,25-19	1000-0,05-4-1,0	1500-0,05-4-0,7-0,5	50-0,0001-10	50-0,0001-10
	4	100-2	0	0,01	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-7-dart	200-0,15-20	1000-0,2-5-1,0	1500-0,05-5-0,5-0,5	500-1,0-10	500-1,0-10
	5	50-2	10	1	0,001-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-goss	400-0,4-20	1000-0,1-4-0,7	1000-0,05-4-0,5-0,8	1500-1,0-10	1500-1,0-10
5 oda - 1.k (32)	**1**	10-1	10	0	1-1	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-20	800-0,2-9-0,7	200-0,05-5-0,5-0,8	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	2	10-1	0	0,01	0,001-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-19	1000-0,2-4-0,7	500-0,05-8-0,8-0,5	10-0,0001-9	10-0,0001-9
	3	10-1	1000	0	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-23	1000-0,2-5-1,0	1500-0,05-9-0,5-0,7	10-0,001-7	10-0,001-7
	4	10-2	0	0	10-1	8	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-23	500-0,2-6-1,0	500-0,05-8-0,5-0,8	10-0,001-4	10-0,001-4
	5	10-2	1000	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-18	50-0,1-4-1,0	100-0,05-4-0,5-0,5	10-0,1-8	10-0,1-8
6 oda (116)	**1**	50-1	100	0,001	0,01-0,1	2	linear-1,5-1e-07-0,1	700-1,0-4-dart	100-0,15-22	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-7-0,8-0,5	10-1,0-9	10-1,0-9
	2	50-1	100	0,01	100-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-1,0-4-dart	100-0,25-23	1000-0,2-4-0,7	1000-0,05-9-0,7-0,9	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	3	50-1	10	1	0,001-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	500-1,0-4-dart	100-0,4-21	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-4-0,6-0,5	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	4	50-2	10	1	1000-1	2	linear-10-1e-07-0,1	200-0,1-4-dart	200-0,3-18	1000-0,1-7-1,0	800-0,05-6-0,7-0,8	10-0,001-8	10-0,001-8
	5	50-2	0	1	100-1	2	linear-5-1e-07-0,1	1000-0,1-4-gbdt	100-0,15-23	1000-0,05-4-1,0	1000-0,05-7-0,5-0,8	10-0,001-10	10-0,001-10
7 oda (23)	**1**	10-2	0	0,01	0,001-0,7	2	rbf-20-0,0001-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-19	1000-0,05-4-1,0	1500-0,05-7-0,7-0,9	10-0,01-3	10-0,01-3
	2	10-1	1000	0,01	0,01-0,7	2	linear-10-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-20	800-0,2-8-1,0	1500-0,05-9-0,6-0,5	10-0,1-10	10-0,1-10
	3	10-2	1000	1	0,01-0,1	3	rbf-20-0,0001-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-20	30-0,2-6-1,0	200-0,05-4-0,6-0,5	10-0,01-6	10-0,01-6
	4	10-1	0	0,01	0,001-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-23	800-0,2-6-1,0	1500-0,05-6-0,5-0,9	10-0,01-8	10-0,01-8

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	5	50-1	100	1	0,001-0,5	2	linear-5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-18	1000-0,2-4-1,0	1000-0,05-4-0,6-0,5	10-0,01-8	10-0,01-8
Gölbaşı													
1 oda - 0.k (41)	**1**	50-2	10	1	100-1	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-21	800-0,2-5-1,0	1500-0,05-4-0,8-0,9	50-1,0-9	50-1,0-9
	2	10-2	1	1	1-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,15-19	800-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,7-0,5	10-0,1-9	10-0,1-9
	3	50-1	10	0,01	10-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-18	200-0,2-4-1,0	800-0,05-6-0,5-0,9	10-0,0001-6	10-0,0001-6
	4	10-2	100	1	1000-1	8	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-23	1000-0,1-4-1,0	200-0,05-4-0,8-0,7	10-0,01-5	10-0,01-5
	5	50-1	0	0	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-23	1000-0,01-4-1,0	200-0,05-4-0,8-0,8	10-1,0-5	10-1,0-5
1 oda - 1.k (66)	**1**	50-1	0	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,01-4-dart	100-0,1-22	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-8-0,6-0,6	50-1,0-10	50-1,0-10
	2	10-2	1000	1	0,01-0,1	5	linear-20-1e-07-0,5	50-1,0-4-gbdt	300-0,4-18	30-0,2-5-0,5	100-0,05-4-0,5-0,5	10-0,001-5	10-0,001-5
	3	50-2	1000	0	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-1,0-4-gbdt	100-0,2-18	1000-0,2-4-0,5	1000-0,05-7-0,5-0,7	10-0,1-10	10-0,1-10
	4	10-1	10	0	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-dart	100-0,1-21	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-4-0,5-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
	5	10-1	0,01	0,01	0-0,1	8	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-4-dart	100-0,35-19	100-0,2-4-0,7	800-0,05-4-0,6-0,9	50-1,0-2	50-1,0-2
1 oda - 2.k (76)	**1**	50-1	0,01	1	100-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-4-gbdt	100-0,3-22	1000-0,05-4-1,0	800-0,05-6-0,8-0,6	10-0,001-6	10-0,001-6
	2	10-2	1	1	0,01-0,5	6	linear-20-1e-07-0,1	200-0,01-4-gbdt	200-0,1-19	1000-0,1-9-0,7	100-0,05-4-0,6-0,9	10-1,0-7	10-1,0-7
	3	50-1	0	1	1-0,7	4	linear-20-1e-07-0,1	700-0,1-4-dart	300-0,1-19	200-0,2-5-1,0	700-0,05-6-0,5-0,7	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	4	10-1	1000	1	1-0,7	6	linear-20-1e-07-0,1	50-1,0-4-goss	100-0,15-20	50-0,2-4-1,0	100-0,05-6-0,8-0,5	10-0,01-2	10-0,01-2
	5	50-2	1	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-1,0-4-gbdt	100-0,15-22	1000-0,2-4-1,0	700-0,05-5-0,8-0,9	10-0,001-5	10-0,001-5
2 oda - 0.k (148)	**1**	50-1	0	0,01	100-1	2	linear-20-1e-07-0,5	100-1,0-4-gbdt	100-0,3-22	1000-0,1-4-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,7	10-0,001-8	10-0,001-8
	2	50-1	0	1	0,01-0,3	5	linear-20-1e-07-0,1	100-1,0-4-dart	100-0,15-20	1000-0,1-4-0,7	1000-0,05-4-0,7-0,5	10-1,0-9	10-1,0-9
	3	50-2	10	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-4-dart	100-0,3-22	1000-0,1-6-1,0	1500-0,05-6-0,7-0,5	50-0,0001-9	50-0,0001-9
	4	10-1	1000	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,15-20	200-0,2-4-0,5	500-0,05-5-0,6-0,5	100-1,0-9	100-1,0-9
	5	50-1	0	1	1000-1	2	linear-10-1e-07-0,1	1000-0,01-4-gbdt	100-0,15-18	1000-0,1-4-0,7	800-0,05-8-0,5-0,5	10-0,0001-9	10-0,0001-9
2 oda - 1.k (62)	**1**	10-1	0	0,01	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	100-1,0-4-dart	100-0,4-20	800-0,2-4-1,0	800-0,05-9-0,7-0,9	10-1,0-8	10-1,0-8
	2	50-1	100	1	100-1	3	linear-10-1e-07-0,5	200-0,01-4-gbdt	300-0,2-20	1000-0,05-4-0,7	700-0,05-4-0,6-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	10-2	1000	0,01	0,001-0,7	4	linear-20-1e-07-0,5	100-1,0-4-dart	100-0,1-21	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,5	10-0,1-6	10-0,1-6
	4	10-1	10	0,01	100-1	3	linear-20-1e-07-0,1	100-1,0-4-gbdt	100-0,35-19	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,6-0,9	10-0,01-6	10-0,01-6
	5	50-2	100	0,01	10-1	2	linear-10-1e-07-0,1	50-1,0-4-dart	100-0,15-21	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-5-0,6-0,6	1000-0,01-6	1000-0,01-6
2 oda - 2.k (70)	**1**	50-2	100	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	700-0,01-4-dart	200-0,4-23	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,8-0,9	10-0,0001-5	10-0,0001-5
	2	10-1	1	1	1-1	3	linear-20-1e-07-0,1	100-1,0-4-dart	100-0,35-21	100-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,6-0,9	10-0,1-5	10-0,1-5
	3	10-2	1	0,01	0,001-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-1,0-4-gbdt	100-0,1-21	1000-0,2-6-1,0	200-0,05-6-0,7-0,6	10-1,0-10	10-1,0-10
	4	10-1	0,01	0	1-0,7	7	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,01-4-gbdt	200-0,25-18	1000-0,1-4-0,7	700-0,05-4-0,5-0,9	100-1,0-3	100-1,0-3
	5	50-2	0	1	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,01-4-gbdt	100-0,35-18	800-0,1-4-0,7	700-0,05-4-0,7-0,5	10-0,0001-7	10-0,0001-7
2 oda - 3.k (38)	**1**	10-1	0	0,01	1-1	14	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-21	1000-0,2-5-1,0	200-0,05-6-0,5-0,5	10-1,0-5	10-1,0-5
	2	10-2	0,01	0	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-23	1000-0,2-4-1,0	700-0,05-7-0,5-0,6	10-1,0-7	10-1,0-7
	3	50-2	100	1	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-22	200-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,6-0,5	10-1,0-7	10-1,0-7

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	4	50-2	100	1	1-0,7	3	linear-5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-23	1000-0,2-4-1,0	200-0,05-5-0,6-0,7	100-0,1-8	100-0,1-8
	5	10-1	0	1	1-0,7	5	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-18	100-0,1-6-1,0	100-0,05-5-0,7-0,5	10-0,0001-10	10-0,0001-10
2 oda - 4.k (44)	**1**	50-2	0	0,01	100-1	10	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,2-18	500-0,1-5-1,0	700-0,05-4-0,7-0,5	10-0,01-7	10-0,01-7
	2	10-1	10	0,01	1-1	12	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	400-0,1-19	100-0,1-4-1,0	100-0,05-5-0,5-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	50-1	10	0,01	0,001-0,5	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-23	800-0,1-4-0,7	800-0,05-5-0,5-0,7	10-0,1-4	10-0,1-4
	4	50-2	1000	1	1000-1	9	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	300-0,35-19	500-0,1-4-1,0	500-0,05-7-0,5-0,9	10-0,001-10	10-0,001-10
	5	10-2	100	0,01	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-23	1000-0,1-4-1,0	800-0,05-5-0,6-0,7	10-0,0001-7	10-0,0001-7
3 oda - 0.k (235)	**1**	50-2	10	0,01	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	300-0,1-18	1000-0,1-4-0,7	500-0,05-7-0,7-0,5	50-1,0-10	50-1,0-10
	2	50-1	10	0	0,001-0,7	16	linear-1,5-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,2-19	1000-0,1-6-0,5	1500-0,05-9-0,5-0,7	50-1,0-7	50-1,0-7
	3	100-2	100	1	1000-1	5	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-4-gbdt	100-0,1-21	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-5-0,7-0,6	10-0,01-10	10-0,01-10
	4	50-1	0	0,01	1000-1	7	linear-20-1e-07-0,1	500-0,1-7-gbdt	100-0,3-20	1000-0,05-4-0,4	1500-0,05-4-0,7-0,6	10-0,01-10	10-0,01-10
	5	50-1	100	1	1000-1	9	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-gbdt	100-0,25-19	1000-0,1-4-0,4	500-0,05-4-0,8-0,6	10-0,01-10	10-0,01-10
3 oda - 1.k (121)	**1**	50-2	10	0,001	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,5	700-1,0-4-dart	200-0,3-20	1000-0,1-5-0,5	1500-0,05-4-0,5-0,8	10-0,1-6	10-0,1-6
	2	50-2	0	1	0,01-0,1	8	linear-20-1e-07-0,1	50-0,1-4-goss	100-0,15-20	1000-0,1-7-0,5	1500-0,05-4-0,5-0,7	50-1,0-7	50-1,0-7
	3	50-2	0	1	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	200-0,35-22	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-7-0,5-0,5	50-0,01-9	50-0,01-9
	4	10-1	100	0,01	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,35-19	200-0,2-9-1,0	1500-0,05-5-0,7-0,6	50-0,01-4	50-0,01-4
	5	50-2	10	0,01	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-4-gbdt	100-0,25-21	1000-0,1-4-0,5	200-0,05-9-0,5-0,8	10-0,001-10	10-0,001-10
3 oda - 2.k (17)	**1**	10-2	100	1	1000-1	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-21	200-0,1-7-1,0	100-0,05-6-0,8-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
	2	10-1	10	0,01	1-1	4	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-21	1000-0,2-5-1,0	200-0,05-4-0,7-0,6	10-0,1-7	10-0,1-7
	3	10-1	1000	0,01	0,01-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-22	800-0,2-5-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,5	10-0,01-5	10-0,01-5
	4	10-1	1000	1	0,001-0,5	4	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-20	1000-0,1-4-1,0	100-0,05-4-0,6-0,6	100-0,0001-3	100-0,0001-3
	5	10-1	1000	0	1-0,7	4	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-20	30-0,2-5-1,0	700-0,05-7-0,8-0,5	100-0,01-2	100-0,01-2
3 oda - 3.k (47)	**1**	10-2	1	1	0,01-0,5	4	linear-10-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-20	200-0,2-4-1,0	200-0,05-9-0,7-0,9	10-1,0-10	10-1,0-10
	2	50-1	0	0,01	0,001-0,3	9	linear-5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-19	1000-0,2-8-0,5	100-0,05-6-0,7-0,6	10-0,01-7	10-0,01-7
	3	10-1	1	0	0-0,1	8	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-23	200-0,1-4-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,9	10-0,001-10	10-0,001-10
	4	10-1	10	0,001	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-21	1000-0,01-4-1,0	200-0,05-4-0,6-0,7	10-1,0-9	10-1,0-9
	5	50-1	10	0,01	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-21	800-0,2-4-1,0	200-0,05-4-0,7-0,6	10-0,0001-6	10-0,0001-6
3 oda - 4.k (101)	**1**	50-1	0	1	0,01-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-4-gbdt	100-0,35-20	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-9-0,5-0,5	10-1,0-9	10-1,0-9
	2	50-1	10	0,01	10-1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-4-dart	100-0,3-22	1000-0,2-4-0,5	700-0,05-4-0,7-0,8	10-0,01-9	10-0,01-9
	3	10-1	1000	1	0,001-0,7	3	linear-20-1e-07-0,5	50-1,0-4-gbdt	100-0,1-18	200-0,2-4-0,7	200-0,05-4-0,5-0,6	10-1,0-5	10-1,0-5
	4	50-1	1000	0,01	1000-1	7	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-4-dart	300-0,1-21	1000-0,1-7-0,5	100-0,05-5-0,5-0,8	10-1,0-3	10-1,0-3
	5	50-1	10	1	100-1	14	linear-20-1e-07-0,1	50-1,0-4-dart	100-0,35-19	1000-0,2-4-0,5	800-0,05-8-0,6-0,7	50-0,0001-10	50-0,0001-10
4 o	**1**	10-1	10	1	1-0,7	4	linear-20-1e-07-0,5	500-0,01-4-gbdt	100-0,3-20	1000-0,2-5-0,7	100-0,05-4-0,6-0,5	500-0,001-6	500-0,001-6

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	2	50-1	10	0,01	10-1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-4-dart	100-0,3-22	1000-0,2-4-0,5	700-0,05-4-0,7-0,8	10-0,01-9	10-0,01-9
	3	10-1	1000	1	0,001-0,7	3	linear-20-1e-07-0,5	50-1,0-4-gbdt	100-0,1-18	200-0,2-4-0,7	200-0,05-4-0,5-0,6	10-1,0-5	10-1,0-5
	4	50-1	1000	0,01	1000-1	7	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-4-dart	300-0,1-21	1000-0,1-7-0,5	100-0,05-5-0,5-0,8	10-1,0-3	10-1,0-3
	5	50-1	10	1	100-1	14	linear-20-1e-07-0,1	50-1,0-4-dart	100-0,35-19	1000-0,2-4-0,5	800-0,05-8-0,6-0,7	50-0,0001-10	50-0,0001-10
4 oda - 0.k (51)	**1**	10-1	10	1	1-0,7	4	linear-20-1e-07-0,5	500-0,01-4-gbdt	100-0,3-20	1000-0,2-5-0,7	100-0,05-4-0,6-0,5	500-0,001-6	500-0,001-6
	2	10-2	0	1	0,01-0,5	4	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-4-dart	100-0,3-22	1000-0,01-4-1,0	100-0,05-5-0,6-0,6	50-0,0001-10	50-0,0001-10
	3	50-2	10	0,01	0,01-0,3	9	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-4-dart	100-0,3-19	200-0,1-4-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,6	10-0,0001-9	10-0,0001-9
	4	50-1	0	1	0,01-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	800-0,01-4-dart	100-0,4-21	1000-0,1-4-0,7	1500-0,05-7-0,7-0,9	10-1,0-10	10-1,0-10
	5	10-1	1000	1	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-1,0-4-dart	200-0,25-22	50-0,2-4-1,0	200-0,05-5-0,6-0,5	10-1,0-3	10-1,0-3
4 oda - 1.k (120)	**1**	50-1	100	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,01-4-dart	100-0,3-22	1000-0,2-5-0,4	1500-0,05-4-0,6-0,7	10-0,0001-6	10-0,0001-6
	2	10-2	10	0,01	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,4-23	1000-0,05-4-0,7	800-0,05-5-0,6-0,9	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	3	10-2	0	0,01	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	1000-1,0-4-dart	100-0,3-18	1000-0,2-4-0,4	100-0,05-9-0,8-0,5	10-0,0001-9	10-0,0001-9
	4	50-2	1	1	0,01-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	800-0,1-4-gbdt	100-0,25-19	500-0,2-4-1,0	200-0,05-4-0,5-0,7	10-0,01-8	10-0,01-8
	5	50-2	100	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	500-1,0-4-gbdt	100-0,15-23	1000-0,1-4-1,0	800-0,05-4-0,7-0,6	10-1,0-8	10-1,0-8
4 oda - 2.k (25)	**1**	10-2	1	0,01	100-1	2	linear-10-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-23	100-0,2-7-1,0	1500-0,05-4-0,8-0,9	100-0,001-6	100-0,001-6
	2	10-2	1	0	0,001-0,7	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	400-0,4-18	800-0,2-7-1,0	1500-0,05-7-0,7-0,9	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	10-1	1	0	10-1	2	linear-10-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	300-0,4-23	100-0,2-4-1,0	100-0,05-4-0,8-0,5	10-0,01-7	10-0,01-7
	4	50-2	100	0,01	0,001-0,5	2	linear-10-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	400-0,4-19	800-0,2-7-1,0	800-0,05-6-0,5-0,6	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	5	10-2	100	1	0,001-0,5	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-23	1000-0,2-4-1,0	1000-0,05-4-0,5-0,5	50-0,01-9	50-0,01-9
4 oda - 3.k (24)	**1**	10-2	0	10	1-0,5	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-23	1000-0,2-6-0,5	100-0,05-4-0,5-0,9	50-0,0001-10	50-0,0001-10
	2	10-2	0	0	0,001-0,5	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-23	1000-0,1-5-1,0	500-0,05-5-0,5-0,9	10-0,1-5	10-0,1-5
	3	10-1	1	0	100-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-21	500-0,2-4-0,5	100-0,05-5-0,6-0,9	10-0,1-5	10-0,1-5
	4	10-1	1000	0	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-20	1000-0,05-4-1,0	100-0,05-5-0,5-0,6	10-1,0-3	10-1,0-3
	5	10-2	10	0	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-23	800-0,2-4-1,0	1500-0,05-7-0,5-0,7	1500-1,0-3	1500-1,0-3
4 oda - 4.k (23)	**1**	50-2	0,01	10	1-0,5	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-23	800-0,2-8-0,7	1000-0,05-7-0,7-0,5	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	2	50-2	0	0,01	0,01-0,5	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	400-0,4-22	1000-0,05-7-1,0	800-0,05-5-0,8-0,6	50-1,0-7	50-1,0-7
	3	10-1	1000	1	0,01-1	2	linear-5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-18	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,6	10-0,0001-4	10-0,0001-4
	4	10-2	1000	1	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-19	1000-0,05-4-0,5	800-0,05-6-0,8-0,7	10-0,1-7	10-0,1-7
	5	50-2	100	0	10-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-21	30-0,2-8-0,7	100-0,05-5-0,8-0,7	100-0,0001-2	100-0,0001-2
Keçiören													
1 oda (58)	**1**	10-2	0	1	1-0,7	14	linear-10-1e-07-0,1	500-0,01-4-dart	100-0,1-21	200-0,1-9-1,0	500-0,05-8-0,5-0,8	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	2	50-2	1	1	1-0,7	8	rbf-20-0,0001-0,2	100-0,01-4-dart	200-0,15-20	1000-0,2-5-0,7	800-0,05-7-0,7-0,8	10-0,01-9	10-0,01-9

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	3	10-2	10	0,01	0,01-0,1	8	linear-20-1e-07-0,1	500-0,01-4-dart	100-0,25-18	1000-0,2-4-0,5	200-0,05-4-0,6-0,8	10-0,1-6	10-0,1-6
	4	50-1	100	1	1-0,7	2	linear-10-1e-07-0,1	500-0,01-4-dart	100-0,1-20	500-0,2-5-1,0	200-0,05-8-0,6-0,9	10-0,01-10	10-0,01-10
	5	50-1	0	0,01	0,001-0,3	5	linear-5-1e-07-0,1	1500-0,01-4-dart	100-0,1-23	500-0,2-7-0,5	800-0,05-6-0,5-0,5	10-1,0-9	10-1,0-9
2 oda - 0.k (576)	**1**	50-1	0	0,001	1000-1	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	1000-0,01-4-dart	100-0,4-23	1000-0,1-6-0,5	1000-0,05-8-0,6-0,8	100-0,0001-10	100-0,0001-10
	2	100-2	10	0	10-1	9	linear-1,5-1e-07-0,1	1500-0,1-7-gbdt	100-0,4-21	1000-0,1-5-0,5	1500-0,05-4-0,7-0,7	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	50-2	0	1	0,01-0,3	4	linear-20-1e-07-0,1	700-0,1-4-dart	200-0,3-21	1000-0,2-4-0,7	800-0,05-9-0,5-0,6	10-0,001-10	10-0,001-10
	4	100-2	100	10	1000-1	3	linear-10-1e-07-0,2	1500-0,1-4-dart	100-0,4-22	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,8-0,9	500-1,0-10	500-1,0-10
	5	100-1	0	0,001	0,01-0,5	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-gbdt	100-0,25-23	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,8	10-0,0001-8	10-0,0001-8
2 oda - 1.k (87)	**1**	50-2	0	0	0,01-0,5	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-4-gbdt	100-0,3-19	1000-0,1-4-1,0	1000-0,05-8-0,6-0,7	10-0,01-9	10-0,01-9
	2	50-2	0,01	1	1-0,7	16	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-21	1000-0,2-5-1,0	700-0,05-5-0,5-0,8	10-1,0-9	10-1,0-9
	3	10-2	10	0	1-1	11	linear-20-1e-07-0,5	1500-1,0-4-dart	100-0,1-23	500-0,1-4-0,5	100-0,05-4-0,6-0,8	10-1,0-9	10-1,0-9
	4	50-2	0	1	1-1	17	linear-5-1e-07-0,1	1000-0,01-4-dart	100-0,1-19	1000-0,2-5-0,7	100-0,05-7-0,8-0,7	10-1,0-9	10-1,0-9
	5	50-2	10	0	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,01-4-gbdt	100-0,2-21	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-8-0,5-0,8	50-0,1-9	50-0,1-9
2 oda - 2.k (294)	**1**	100-2	0	0,01	0,001-0,1	2	linear-5-1e-07-0,5	1500-1,0-8-dart	200-0,4-20	1000-0,2-5-0,7	700-0,05-9-0,7-0,9	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	2	50-2	0	10	1000-1	2	linear-1,5-1e-07-0,1	500-0,1-6-gbdt	100-0,35-22	500-0,2-4-1,0	200-0,05-9-0,7-0,5	50-0,1-10	50-0,1-10
	3	50-2	0	1	100-1	3	linear-20-1e-07-0,1	700-1,0-4-dart	100-0,35-19	200-0,2-4-1,0	800-0,05-9-0,7-0,6	10-0,01-9	10-0,01-9
	4	100-1	1000	1	1000-1	2	linear-5-1e-07-0,1	1500-1,0-4-dart	100-0,4-22	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-4-0,6-0,9	10-0,01-8	10-0,01-8
	5	50-1	1000	10	1000-1	10	linear-1,5-1e-07-0,1	1500-1,0-7-dart	200-0,2-20	800-0,1-5-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,6	100-1,0-10	100-1,0-10
3 oda - 0.k (15)	**1**	10-2	1	0	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-18	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-6-0,5-0,8	10-0,0001-5	10-0,0001-5
	2	10-2	10	0	1-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-21	1000-0,2-5-1,0	1500-0,05-5-0,5-0,9	10-0,1-2	10-0,1-2
	3	10-2	0	0,001	0,001-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	300-0,15-18	1000-0,1-6-1,0	700-0,05-4-0,5-0,5	10-1,0-5	10-1,0-5
	4	10-2	10	1	10-1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-20	200-0,1-4-1,0	100-0,05-5-0,5-0,7	10-1,0-9	10-1,0-9
	5	10-1	10	0	0,001-0,3	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-18	30-0,1-7-1,0	1500-0,05-4-0,6-0,8	10-1,0-2	10-1,0-2
3 oda - 1.k (3989)	**1**	100-2	100	0,01	10-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-8-gbdt	600-0,4-21	1000-0,1-8-0,5	1500-0,05-9-0,7-0,6	500-0,1-10	500-0,1-10
	2	50-2	100	1	100-1	10	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-8-gbdt	300-0,4-22	1000-0,1-8-0,5	1500-0,05-9-0,8-0,8	1000-1,0-10	1000-1,0-10
	3	100-2	0	100	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-8-gbdt	100-0,2-20	1000-0,2-7-1,0	1500-0,05-9-0,5-0,6	500-0,1-10	500-0,1-10
	4	100-2	100	0	100-1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-dart	400-0,4-23	1000-0,1-7-0,5	1500-0,05-8-0,7-0,6	500-0,1-10	500-0,1-10
	5	100-2	100	0,01	100-1	7	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-9-dart	200-0,25-22	1000-0,1-6-0,7	1500-0,05-7-0,7-0,6	1500-1,0-10	1500-1,0-10
3 oda - 2.k (1292)	**1**	50-2	1000	10	1000-1	12	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-gbdt	100-0,3-23	1000-0,1-6-0,7	1500-0,05-7-0,8-0,6	100-1,0-10	100-1,0-10
	2	100-2	1000	10	1000-1	19	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-6-gbdt	300-0,4-20	1000-0,2-6-0,5	1000-0,05-9-0,6-0,6	1500-1,0-10	1500-1,0-10
	3	100-2	0	10	0,01-0,1	6	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-gbdt	100-0,25-22	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-6-0,7-0,8	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	4	50-1	10	0,001	100-1	8	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-gbdt	200-0,4-23	1000-0,2-5-0,7	800-0,05-5-0,5-0,7	1000-1,0-10	1000-1,0-10
	5	50-2	1000	10	0-0,1	9	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	200-0,35-18	1000-0,1-6-1,0	1500-0,05-5-0,5-0,9	1500-0,1-10	1500-0,1-10
3 o	**1**	100-2	100	10	0,01-0,7	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-8-gbdt	100-0,4-20	1000-0,2-7-1,0	1500-0,05-7-0,5-0,9	100-0,001-10	100-0,001-10

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	2	100-2	1000	10	100-1	5	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-9-gbdt	100-0,4-22	1000-0,1-8-1,0	1500-0,05-8-0,8-0,6	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	100-2	1000	100	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-8-gbdt	300-0,3-21	1000-0,2-7-0,4	1500-0,05-7-0,6-0,5	1500-0,01-10	1500-0,01-10
	4	100-2	100	10	0-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-gbdt	100-0,35-22	1000-0,1-7-1,0	1500-0,05-8-0,8-0,5	1500-0,01-10	1500-0,01-10
	5	50-2	1000	100	1000-1	11	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-9-dart	500-0,15-21	1000-0,1-8-0,7	1500-0,05-7-0,5-0,5	100-1,0-10	100-1,0-10
4 oda - 0.k (1722)	**1**	50-2	1000	10	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-gbdt	500-0,35-20	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-5-0,6-0,6	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	2	100-2	0	1	0,001-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	700-0,1-9-gbdt	800-0,4-21	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-5-0,5-0,5	500-1,0-10	500-1,0-10
	3	100-2	1000	100	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-dart	100-0,35-19	1000-0,2-6-0,7	1000-0,05-8-0,8-0,9	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	4	100-2	0,01	0	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-9-dart	100-0,4-22	1000-0,1-6-1,0	1500-0,05-4-0,6-0,8	50-1,0-10	50-1,0-10
	5	100-2	1000	10	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-dart	300-0,4-21	800-0,2-6-0,5	1500-0,05-8-0,7-0,9	1000-0,1-10	1000-0,1-10
4 oda - 1.k (310)	**1**	50-1	100	1	1-0,7	2	linear-1,5-1e-07-0,5	1500-0,1-4-dart	100-0,3-23	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-6-0,6-0,5	50-1,0-8	50-1,0-8
	2	50-2	100	1	1000-1	8	linear-5-1e-07-0,1	500-0,1-4-dart	200-0,35-21	800-0,05-4-1,0	1500-0,05-8-0,7-0,9	10-0,001-8	10-0,001-8
	3	50-2	1	10	1-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,15-19	200-0,2-4-0,7	200-0,05-4-0,7-0,5	10-1,0-8	10-1,0-8
	4	100-2	0,01	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-gbdt	100-0,15-18	800-0,1-5-0,7	700-0,05-8-0,5-0,6	10-1,0-10	10-1,0-10
	5	50-2	1000	1	0-0,1	4	linear-5-1e-07-0,1	700-0,1-6-dart	100-0,1-22	1000-0,05-5-0,5	1500-0,05-7-0,7-0,5	100-1,0-6	100-1,0-6
4 oda - 2.k (203)	**1**	100-2	1	1	0,001-0,5	2	linear-20-1e-07-0,1	500-1,0-4-dart	100-0,4-21	1000-0,2-4-0,7	800-0,05-9-0,7-0,9	10-0,001-10	10-0,001-10
	2	100-1	100	0,01	0,01-0,3	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,25-20	1000-0,1-4-0,7	1500-0,05-4-0,6-0,9	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	100-2	10	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	500-1,0-6-dart	200-0,35-21	200-0,2-4-1,0	500-0,05-7-0,8-0,5	50-0,001-10	50-0,001-10
	4	50-1	10	1	1000-1	6	linear-20-1e-07-0,5	500-1,0-6-dart	100-0,35-18	500-0,2-5-0,7	700-0,05-8-0,8-0,5	50-0,001-10	50-0,001-10
	5	100-2	1	0	0,01-0,1	5	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-4-dart	100-0,1-22	1000-0,1-4-0,7	1500-0,05-9-0,6-0,9	10-0,0001-10	10-0,0001-10
4 oda - 3.k (577)	**1**	50-1	100	0	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-gbdt	100-0,4-21	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-5-0,7-0,8	50-0,01-10	50-0,01-10
	2	50-1	0	0,001	1000-1	8	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-7-dart	200-0,4-21	1000-0,1-5-1,0	1500-0,05-5-0,5-0,5	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	50-2	0	10	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-6-dart	100-0,4-19	1000-0,1-6-0,7	1500-0,05-5-0,7-0,5	10-0,001-8	10-0,001-8
	4	50-2	1000	10	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-8-gbdt	100-0,4-18	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-5-0,7-0,5	50-0,0001-10	50-0,0001-10
	5	50-2	1000	10	1000-1	10	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-7-dart	200-0,4-19	1000-0,2-4-0,5	700-0,05-8-0,6-0,6	50-1,0-10	50-1,0-10
4 oda - 4.k (38)	**1**	50-1	10	0	0,001-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-20	1000-0,05-4-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,7	10-0,01-8	10-0,01-8
	2	10-1	0	0	0,001-0,5	8	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-23	800-0,1-4-1,0	100-0,05-6-0,7-0,6	10-0,1-6	10-0,1-6
	3	10-2	100	0	1000-1	5	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-19	500-0,2-4-0,7	700-0,05-8-0,8-0,5	10-1,0-5	10-1,0-5
	4	10-2	1000	0	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-19	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-7-0,7-0,6	10-0,1-9	10-0,1-9
	5	50-1	1	0	10-1	6	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-18	1000-0,1-6-1,0	1500-0,05-4-0,8-0,5	10-1,0-9	10-1,0-9
4 oda - 5.k (15)	**1**	10-2	10	0	0,001-0,1	2	linear-20-1e-07-0,3	50-0,01-4-gbdt	200-0,4-19	800-0,2-7-1,0	1500-0,05-5-0,6-0,7	500-1,0-3	500-1,0-3
	2	10-2	1000	0,01	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-23	1000-0,2-4-1,0	500-0,05-6-0,5-0,5	1000-0,001-5	1000-0,001-5
	3	10-1	0	0,01	0-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-22	50-0,1-6-1,0	100-0,05-4-0,5-0,5	500-0,0001-6	500-0,0001-6
	4	10-1	100	10	0,001-0,3	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	300-0,4-22	100-0,2-7-1,0	200-0,05-4-0,6-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	5	10-1	1000	0	0,01-0,7	3	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	200-0,1-18	30-0,2-5-1,0	100-0,05-4-0,5-0,8	10-0,1-4	10-0,1-4
4 oda - 6.k (245)	**1**	50-2	100	0,01	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	500-0,01-5-dart	100-0,4-23	1000-0,2-4-0,7	200-0,05-8-0,5-0,7	10-1,0-9	10-1,0-9
	2	50-2	1000	1	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,1	100-1,0-6-dart	100-0,4-21	200-0,2-4-1,0	1500-0,05-7-0,5-0,6	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	100-2	100	1	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,5	100-0,1-4-gbdt	100-0,4-22	200-0,2-9-1,0	100-0,05-7-0,6-0,9	50-0,001-10	50-0,001-10
	4	50-2	1	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	700-0,1-7-gbdt	100-0,4-19	800-0,1-4-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,6	10-1,0-10	10-1,0-10
	5	50-1	100	1	0,001-0,3	9	linear-20-1e-07-0,1	500-0,01-7-gbdt	200-0,2-22	1000-0,2-6-0,7	700-0,05-5-0,7-0,8	100-1,0-10	100-1,0-10
5 oda - 0.k (111)	**1**	50-2	100	0,01	0,001-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,4-18	1000-0,2-4-0,7	800-0,05-4-0,6-0,9	10-0,01-8	10-0,01-8
	2	50-2	100	1	10-1	2	linear-20-1e-07-0,5	200-1,0-4-dart	200-0,15-21	1000-0,2-6-0,7	700-0,05-8-0,8-0,7	10-1,0-9	10-1,0-9
	3	50-1	0	0	0,01-0,1	12	linear-20-1e-07-0,1	100-1,0-4-dart	100-0,1-18	100-0,2-4-1,0	100-0,05-5-0,7-0,5	50-0,0001-8	50-0,0001-8
	4	10-2	1	1	0,01-0,7	4	linear-5-1e-07-0,5	1000-1,0-4-dart	100-0,1-21	1000-0,2-4-1,0	1000-0,05-6-0,5-0,7	10-0,01-10	10-0,01-10
	5	50-2	10	0,01	0,01-0,7	2	linear-10-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	200-0,15-19	1000-0,1-4-0,7	500-0,05-9-0,7-0,5	10-0,001-9	10-0,001-9
5 oda - 1.k (177)	**1**	10-2	0	0,01	0,01-0,1	5	linear-20-1e-07-0,5	700-1,0-4-dart	100-0,25-19	500-0,05-4-1,0	700-0,05-4-0,5-0,6	10-0,001-6	10-0,001-6
	2	50-2	0	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-gbdt	100-0,4-21	1000-0,1-5-0,5	1500-0,05-9-0,8-0,9	1000-0,1-9	1000-0,1-9
	3	50-2	0	0,001	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,5	700-0,1-4-gbdt	100-0,2-19	1000-0,2-6-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,9	10-0,1-9	10-0,1-9
	4	50-2	0	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	800-0,01-5-dart	100-0,3-21	1000-0,2-6-0,5	1500-0,05-6-0,5-0,6	10-1,0-8	10-1,0-8
	5	50-1	10	0,01	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1000-1,0-4-dart	100-0,35-21	1000-0,1-5-0,5	1500-0,05-5-0,5-0,7	100-1,0-10	100-1,0-10
5 oda - 2.k (129)	**1**	50-2	100	1	0,001-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	50-1,0-4-gbdt	100-0,25-19	200-0,1-4-0,7	1500-0,05-5-0,8-0,7	10-0,001-8	10-0,001-8
	2	50-2	0	0	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,35-20	800-0,1-4-1,0	700-0,05-4-0,6-0,8	10-1,0-8	10-1,0-8
	3	10-1	0	1	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-1,0-4-gbdt	200-0,3-22	1000-0,2-4-0,5	100-0,05-8-0,7-0,8	10-1,0-7	10-1,0-7
	4	50-2	100	0,01	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1000-0,01-4-dart	300-0,15-19	50-0,2-5-1,0	100-0,05-7-0,6-0,8	10-0,1-7	10-0,1-7
	5	10-2	0	0	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-4-gbdt	100-0,2-22	200-0,2-5-1,0	700-0,05-6-0,5-0,6	50-1,0-10	50-1,0-10
5 oda - 3.k (95)	**1**	50-2	100	1	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,3-20	1000-0,1-4-1,0	700-0,05-4-0,5-0,7	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	2	50-2	10	1	1-0,7	4	linear-1,5-1e-07-0,1	500-0,01-4-gbdt	400-0,15-21	100-0,2-4-1,0	100-0,05-7-0,8-0,7	10-1,0-9	10-1,0-9
	3	50-2	0	1	1-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-4-dart	100-0,4-21	1000-0,1-5-0,7	700-0,05-8-0,5-0,6	50-0,0001-8	50-0,0001-8
	4	50-1	100	1	0,01-0,1	5	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-4-gbdt	100-0,25-19	50-0,2-4-1,0	1500-0,05-9-0,7-0,5	10-0,0001-6	10-0,0001-6
	5	50-2	0	1	1000-1	4	linear-1,5-1e-07-0,1	1500-1,0-4-dart	100-0,1-19	1000-0,2-5-0,7	800-0,05-5-0,5-0,5	50-1,0-9	50-1,0-9
5 oda - 4.k (15)	**1**	10-1	1000	0,01	0,01-0,5	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-19	1000-0,2-4-1,0	800-0,05-5-0,7-0,6	1000-0,0001-2	1000-0,0001-2
	2	10-2	1000	0	0,01-0,1	3	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	400-0,1-21	1000-0,1-4-1,0	100-0,05-4-0,7-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	10-1	100	0	0,01-0,1	2	rbf-20-0,0001-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-18	1000-0,2-7-1,0	100-0,05-5-0,7-0,5	1500-0,0001-9	1500-0,0001-9
	4	10-1	100	0	0,01-0,1	4	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-18	1000-0,2-4-1,0	500-0,05-5-0,5-0,9	10-0,0001-3	10-0,0001-3
	5	10-2	10	0	0,001-0,5	2	linear-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-22	1000-0,2-4-1,0	200-0,05-4-0,5-0,8	1500-0,01-2	1500-0,01-2
5 oda - 5.k (29)	**1**	50-2	1000	1	1-0,7	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-22	50-0,2-4-1,0	100-0,05-5-0,6-0,5	10-0,1-3	10-0,1-3
	2	50-1	0	1	0,001-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,4-18	100-0,2-5-1,0	100-0,05-5-0,6-0,6	10-0,1-9	10-0,1-9
	3	10-2	100	0	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-20	30-0,1-9-1,0	1000-0,05-4-0,7-0,5	10-1,0-4	10-1,0-4

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	4	50-2	0	0,001	0,001-0,7	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-23	500-0,2-6-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,8	10-0,01-8	10-0,01-8
	5	10-2	10	0,001	0,001-0,5	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	1000-0,2-22	200-0,1-7-1,0	200-0,05-9-0,8-0,9	10-0,001-6	10-0,001-6
6 oda - 0.k (183)	**1**	50-2	10	0	0,001-0,7	2	linear-5-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,1-22	1000-0,2-6-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,7	50-0,01-9	50-0,01-9
	2	10-2	1000	1	1-0,7	7	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-gbdt	200-0,4-18	500-0,2-6-0,5	1000-0,05-9-0,5-0,5	10-1,0-9	10-1,0-9
	3	50-2	0	1	0,001-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	500-1,0-5-gbdt	100-0,15-20	1000-0,2-4-0,5	700-0,05-9-0,8-0,9	100-0,1-10	100-0,1-10
	4	50-2	0	0,01	1-0,5	19	linear-1,5-1e-07-0,5	200-1,0-4-dart	100-0,1-23	1000-0,2-4-0,5	100-0,05-8-0,5-0,9	10-0,001-8	10-0,001-8
	5	10-2	0	1	0,01-0,1	6	linear-20-1e-07-0,5	500-1,0-5-dart	1000-0,2-22	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-4-0,8-0,6	100-0,001-10	100-0,001-10
6 oda - 1.k (90)	**1**	10-2	0	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	100-1,0-4-dart	100-0,4-23	1000-0,2-4-0,5	500-0,05-8-0,6-0,9	10-0,1-7	10-0,1-7
	2	50-2	0	0	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	700-0,1-4-dart	200-0,4-22	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-4-0,8-0,8	50-0,0001-10	50-0,0001-10
	3	50-2	100	0,01	0,01-0,1	2	linear-1,5-1e-07-0,1	1500-0,01-4-dart	100-0,15-22	1000-0,2-5-1,0	100-0,05-9-0,7-0,6	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	4	50-2	0	0,01	0,001-0,7	2	linear-1,5-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	200-0,1-21	1000-0,2-8-0,5	1500-0,05-9-0,5-0,6	50-1,0-9	50-1,0-9
	5	50-2	1	1	1-0,7	4	linear-1,5-1e-07-0,1	50-0,1-4-gbdt	300-0,4-18	1000-0,05-5-0,7	200-0,05-4-0,7-0,7	10-0,001-7	10-0,001-7
6 oda - 2.k (40)	**1**	10-2	100	0,01	100-1	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-21	1000-0,1-5-0,7	700-0,05-8-0,8-0,7	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	2	10-1	0	0	0,01-0,7	3	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,3-23	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,5	10-0,001-9	10-0,001-9
	3	50-2	0	0,001	0,001-0,7	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-23	1000-0,2-4-0,7	1000-0,05-7-0,5-0,5	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	4	50-1	0	0,01	0,001-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-23	1000-0,1-8-0,7	100-0,05-6-0,7-0,5	10-0,1-10	10-0,1-10
	5	10-2	1000	0,01	100-1	4	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-22	50-0,2-4-0,5	800-0,05-4-0,5-0,7	1500-1,0-2	1500-1,0-2
7 oda (41)	**1**	50-1	0	0,01	0,001-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,15-22	100-0,2-4-0,7	100-0,05-9-0,7-0,7	10-0,001-6	10-0,001-6
	2	50-1	1000	0,01	0,001-0,7	5	linear-10-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	200-0,3-20	800-0,2-8-0,7	200-0,05-5-0,8-0,6	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	3	10-1	0	0	100-1	2	linear-10-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-22	1000-0,2-7-0,7	100-0,05-6-0,8-0,5	10-0,1-5	10-0,1-5
	4	50-1	10	0	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	300-0,15-19	1000-0,2-5-0,5	1500-0,05-7-0,7-0,6	50-0,001-6	50-0,001-6
	5	10-2	1000	0	100-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-19	1000-0,1-5-1,0	1000-0,05-4-0,7-0,5	10-0,01-3	10-0,01-3
Mamak													
1 oda (38)	**1**	10-2	1000	0	0,001-0,1	13	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-23	800-0,2-8-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,5	10-1,0-9	10-1,0-9
	2	10-2	1000	0,01	0,001-0,7	4	linear-10-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-22	500-0,1-4-0,7	500-0,05-4-0,5-0,6	10-0,1-8	10-0,1-8
	3	10-2	1	1	0,001-0,5	12	linear-5-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-19	1000-0,1-4-0,7	700-0,05-6-0,6-0,9	10-0,1-8	10-0,1-8
	4	50-2	1	1	1-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-21	800-0,1-5-0,7	500-0,05-8-0,7-0,9	100-0,01-8	100-0,01-8
	5	10-2	1	0,01	0,001-0,7	2	linear-5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-22	50-0,2-4-1,0	1500-0,05-7-0,6-0,5	10-0,001-9	10-0,001-9
2 oda - 0.k (431)	**1**	100-2	10	0,01	1000-1	2	linear-10-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,4-18	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-8-0,6-0,7	100-0,001-10	100-0,001-10
	2	50-2	1000	10	1000-1	19	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-dart	100-0,35-20	1000-0,1-5-0,7	100-0,05-9-0,6-0,6	50-1,0-9	50-1,0-9
	3	100-2	100	0,01	100-1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-9-dart	100-0,15-18	1000-0,2-5-1,0	1500-0,05-6-0,6-0,9	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	4	100-2	100	1	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	500-0,1-8-goss	100-0,35-19	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-4-0,5-0,9	100-1,0-10	100-1,0-10
	5	100-2	10	1	100-1	19	linear-10-1e-07-0,5	800-0,1-9-dart	100-0,3-20	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-7-0,6-0,6	50-1,0-10	50-1,0-10

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

2 oda - 1.k (336)	**1**	50-2	1000	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-dart	100-0,4-19	1000-0,05-7-0,5	700-0,05-8-0,7-0,6	1000-0,1-10	1000-0,1-10
	2	10-2	1000	1	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,01-5-gbdt	200-0,1-19	1000-0,2-5-1,0	100-0,05-9-0,5-0,8	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	50-2	0	0,001	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-1,0-4-dart	200-0,4-21	800-0,1-4-0,7	800-0,05-8-0,5-0,7	10-0,1-10	10-0,1-10
	4	50-2	1000	0	1-0,5	3	linear-20-1e-07-0,5	200-0,1-8-gbdt	100-0,1-21	1000-0,2-9-0,5	1000-0,05-4-0,6-0,6	50-1,0-10	50-1,0-10
	5	50-2	100	1	1-0,5	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-dart	200-0,4-18	1000-0,1-5-0,5	700-0,05-8-0,8-0,7	10-0,01-7	10-0,01-7
2 oda - 2.k (134)	**1**	50-1	1000	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	700-0,01-4-dart	100-0,4-23	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-4-0,8-0,7	10-1,0-8	10-1,0-8
	2	50-2	10	0	0,01-0,1	5	linear-20-1e-07-0,5	200-0,1-4-gbdt	100-0,35-20	1000-0,2-6-0,7	1500-0,05-8-0,7-0,5	10-0,0001-9	10-0,0001-9
	3	50-2	100	0,001	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,01-4-gbdt	300-0,3-19	1000-0,2-5-1,0	800-0,05-8-0,5-0,7	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	4	50-1	1000	0,001	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-dart	100-0,1-20	30-0,2-6-1,0	200-0,05-4-0,5-0,6	10-0,001-10	10-0,001-10
	5	50-2	100	0,01	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	800-0,01-4-gbdt	200-0,15-20	1000-0,2-6-0,5	1500-0,05-6-0,5-0,5	10-0,0001-9	10-0,0001-9
2 oda - 3.k (52)	**1**	50-2	0	0,01	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-4-gbdt	100-0,35-21	1000-0,2-4-1,0	100-0,05-8-0,7-0,9	50-0,001-9	50-0,001-9
	2	50-2	1000	0,01	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,5	500-1,0-4-dart	100-0,25-18	100-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,8	10-0,1-10	10-0,1-10
	3	50-2	1	0	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	200-0,1-23	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-9-0,6-0,6	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	4	50-2	0	0,01	1-0,7	14	linear-20-1e-07-0,1	800-1,0-4-dart	100-0,35-19	100-0,1-4-1,0	200-0,05-4-0,6-0,7	10-1,0-8	10-1,0-8
	5	50-2	0	0	0-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-4-dart	100-0,1-19	50-0,2-6-1,0	700-0,05-7-0,7-0,9	10-0,1-7	10-0,1-7
2 oda - 4.k (67)	**1**	50-1	1	0,01	0,01-0,1	5	linear-10-1e-07-0,1	100-0,1-4-dart	100-0,3-20	1000-0,05-5-0,5	1500-0,05-4-0,7-0,6	10-0,001-10	10-0,001-10
	2	10-2	0	1	1000-1	6	linear-20-1e-07-0,5	50-0,1-4-goss	100-0,1-20	1000-0,2-6-0,5	200-0,05-4-0,7-0,8	10-1,0-6	10-1,0-6
	3	10-2	1	0,01	0-0,1	6	linear-20-1e-07-0,5	100-1,0-4-gbdt	300-0,4-22	1000-0,2-4-1,0	700-0,05-4-0,5-0,5	100-0,001-8	100-0,001-8
	4	10-1	0	0,01	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-4-dart	100-0,4-22	1000-0,2-4-0,7	800-0,05-6-0,5-0,9	10-0,001-10	10-0,001-10
	5	50-1	10	0,01	1000-1	9	linear-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-20	500-0,2-5-0,5	1500-0,05-4-0,6-0,5	10-0,1-9	10-0,1-9
3 oda - 0.k (1944)	**1**	100-2	1000	10	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-gbdt	400-0,4-21	1000-0,1-6-0,7	1500-0,05-6-0,5-0,8	50-0,1-10	50-0,1-10
	2	50-2	10	0,001	100-1	14	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-8-gbdt	100-0,4-21	1000-0,1-6-0,7	1500-0,05-7-0,5-0,9	500-1,0-10	500-1,0-10
	3	50-2	0	10	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	200-0,4-22	1000-0,1-6-0,7	1500-0,05-6-0,5-0,5	500-0,1-10	500-0,1-10
	4	50-2	100	10	100-1	10	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-9-dart	400-0,4-23	1000-0,1-7-0,5	1500-0,05-8-0,6-0,7	1500-0,01-10	1500-0,01-10
	5	50-2	1000	0,01	100-1	17	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-7-gbdt	100-0,35-21	1000-0,1-5-0,5	1000-0,05-6-0,5-0,7	1000-1,0-10	1000-1,0-10
3 oda - 1.k (4527)	**1**	100-2	1000	10	1000-1	12	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-8-dart	100-0,4-23	1000-0,1-8-1,0	1500-0,05-7-0,8-0,5	100-0,1-10	100-0,1-10
	2	100-2	100	0	100-1	8	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-7-dart	100-0,4-21	1000-0,1-8-1,0	1500-0,05-9-0,6-0,7	500-0,1-10	500-0,1-10
	3	50-2	1000	100	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-8-gbdt	100-0,4-22	1000-0,1-8-0,7	1000-0,05-9-0,8-0,5	50-0,1-10	50-0,1-10
	4	100-2	1000	10	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-dart	100-0,4-19	1000-0,1-7-1,0	1500-0,05-9-0,6-0,8	1000-0,01-10	1000-0,01-10
	5	50-2	100	10	100-1	7	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-gbdt	200-0,2-22	1000-0,1-8-0,5	1500-0,05-8-0,7-0,6	1000-1,0-10	1000-1,0-10
3 oda - 2.k (91)	**1**	50-2	0	0	1-0,7	3	linear-10-1e-07-0,1	100-0,1-4-dart	100-0,2-18	200-0,2-7-0,5	1000-0,05-4-0,5-0,7	10-0,01-10	10-0,01-10
	2	50-1	1	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-4-dart	300-0,1-23	1000-0,2-5-0,5	800-0,05-7-0,5-0,7	10-1,0-9	10-1,0-9
	3	50-2	10	0	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-dart	100-0,1-21	1000-0,05-4-0,7	500-0,05-6-0,5-0,7	10-0,0001-9	10-0,0001-9
	4	50-1	0	10	0-0,1	13	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-4-dart	100-0,2-20	500-0,2-4-0,7	200-0,05-4-0,5-0,6	10-1,0-6	10-1,0-6

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	5	50-2	0	0	0,01-0,7	16	linear-10-1e-07-0,1	500-1,0-4-gbdt	100-0,3-23	500-0,2-4-0,5	500-0,05-8-0,8-0,5	10-0,001-8	10-0,001-8
4 oda - 0.k (979)	**1**	50-2	1000	10	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-8-dart	600-0,4-18	1000-0,2-5-0,5	1500-0,05-7-0,5-0,8	100-0,01-10	100-0,01-10
	2	50-2	0	0	0-0,1	5	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-dart	200-0,4-21	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-5-0,6-0,7	50-0,001-10	50-0,001-10
	3	100-2	100	10	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-gbdt	500-0,1-23	1000-0,1-5-0,7	1500-0,05-4-0,6-0,5	1500-0,01-10	1500-0,01-10
	4	50-2	1000	1	0-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-dart	700-0,4-21	1000-0,1-5-0,7	1500-0,05-9-0,7-0,6	10-0,001-10	10-0,001-10
	5	50-2	0	0,001	100-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	1000-0,4-19	1000-0,1-5-0,7	1500-0,05-4-0,6-0,5	1500-0,1-10	1500-0,1-10
4 oda - 1.k (193)	**1**	50-2	0	1	100-1	4	linear-20-1e-07-0,1	500-0,01-5-dart	100-0,2-23	1000-0,1-6-1,0	1000-0,05-5-0,6-0,9	10-0,1-10	10-0,1-10
	2	50-2	100	0,001	1000-1	16	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-5-dart	100-0,1-23	1000-0,05-8-1,0	1500-0,05-8-0,5-0,8	10-0,01-9	10-0,01-9
	3	50-2	100	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1000-1,0-4-gbdt	200-0,1-20	1000-0,2-4-1,0	500-0,05-7-0,7-0,6	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	4	50-2	0	1	0,01-0,1	14	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,4-22	1000-0,2-5-0,5	1000-0,05-7-0,8-0,7	10-0,1-10	10-0,1-10
	5	50-2	0	1	1-0,7	17	linear-20-1e-07-0,1	200-0,01-5-gbdt	100-0,4-20	500-0,2-4-0,5	1500-0,05-5-0,8-0,5	100-1,0-9	100-1,0-9
4 oda - 2.k (90)	**1**	50-1	1	0,001	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,1-19	1000-0,2-5-0,7	100-0,05-8-0,8-0,5	10-0,001-10	10-0,001-10
	2	50-1	0	0,01	1-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-dart	100-0,15-22	1000-0,1-6-1,0	500-0,05-4-0,5-0,7	10-0,01-6	10-0,01-6
	3	50-1	0	0,001	1000-1	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-1,0-4-gbdt	100-0,4-18	1000-0,05-4-0,7	1000-0,05-4-0,8-0,5	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	4	50-1	10	0	1-0,7	2	linear-10-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,3-20	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-9-0,5-0,8	10-0,1-8	10-0,1-8
	5	50-1	10	0,01	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	200-1,0-4-gbdt	100-0,25-20	100-0,2-4-0,7	1000-0,05-8-0,6-0,5	10-0,0001-10	10-0,0001-10
5 oda - 0.k (147)	**1**	50-2	10	0,001	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	200-1,0-4-dart	100-0,15-19	1000-0,2-5-0,7	100-0,05-8-0,7-0,5	100-0,1-9	100-0,1-9
	2	10-1	10	1	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,01-4-dart	100-0,25-20	1000-0,2-5-0,7	700-0,05-7-0,7-0,8	10-0,1-10	10-0,1-10
	3	10-1	10	0,01	0,01-0,3	3	linear-10-1e-07-0,1	1500-0,01-4-gbdt	100-0,2-21	1000-0,1-4-1,0	200-0,05-8-0,5-0,6	10-0,0001-6	10-0,0001-6
	4	50-2	0	0,01	10-1	2	linear-20-1e-07-0,1	500-1,0-4-dart	100-0,35-18	1000-0,2-5-1,0	800-0,05-4-0,5-0,7	50-0,1-10	50-0,1-10
	5	50-1	10	0	0,01-0,1	9	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-4-dart	200-0,1-21	500-0,1-4-0,7	1500-0,05-8-0,5-0,8	100-1,0-8	100-1,0-8
5 oda - 1.k (25)	**1**	50-1	100	0	0,01-0,1	2	linear-5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-23	100-0,2-4-1,0	100-0,05-5-0,8-0,8	10-0,0001-4	10-0,0001-4
	2	10-2	100	1	1-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-21	30-0,2-9-1,0	100-0,05-6-0,5-0,8	500-0,1-2	500-0,1-2
	3	50-2	0	0	0,001-0,1	3	linear-1,5-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-18	500-0,1-4-1,0	1500-0,05-6-0,8-0,8	10-0,0001-9	10-0,0001-9
	4	10-2	0	0,01	0,001-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-21	30-0,2-5-0,7	100-0,05-4-0,5-0,9	50-0,01-3	50-0,01-3
	5	50-1	1000	0,001	0,001-0,5	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-21	800-0,2-5-1,0	200-0,05-4-0,5-0,9	10-1,0-10	10-1,0-10
5 oda - 2.k (75)	**1**	50-1	10	0,01	0-0,1	2	linear-5-1e-07-0,1	700-0,01-4-dart	100-0,25-22	500-0,1-4-1,0	100-0,05-9-0,8-0,9	10-0,001-9	10-0,001-9
	2	10-1	0	0,01	0,01-0,3	6	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,01-4-dart	100-0,2-20	1000-0,1-7-0,7	1500-0,05-9-0,7-0,8	10-0,001-6	10-0,001-6
	3	50-2	0	0,01	1-1	7	rbf-1,5-1e-07-0,1	500-0,1-4-gbdt	100-0,4-18	1000-0,1-5-0,7	700-0,05-6-0,7-0,9	10-1,0-8	10-1,0-8
	4	50-1	1	1	1-0,7	14	linear-20-1e-07-0,5	50-1,0-4-dart	100-0,4-19	200-0,2-4-0,5	100-0,05-6-0,7-0,5	10-0,01-8	10-0,01-8
	5	50-1	0	1	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	800-0,1-4-gbdt	400-0,1-19	200-0,2-5-0,5	200-0,05-7-0,8-0,6	10-0,01-9	10-0,01-9
5 oda - 3.k	**1**	50-2	10	1	1-0,3	7	linear-5-1e-07-0,5	700-0,1-4-dart	100-0,15-20	200-0,2-5-1,0	500-0,05-7-0,5-0,5	10-0,0001-8	10-0,0001-8
	2	50-2	10	0,001	10-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1000-1,0-4-dart	100-0,2-19	1000-0,1-5-1,0	500-0,05-7-0,8-0,7	10-0,0001-9	10-0,0001-9

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	3	50-2	0	0,01	0,01-0,1	2	linear-1,5-1e-07-0,5	1500-1,0-4-dart	100-0,15-22	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-5-0,6-0,5	1000-0,1-8	1000-0,1-8
	4	50-2	1	1	1000-1	3	linear-5-1e-07-0,1	1000-0,1-4-gbdt	100-0,1-22	1000-0,2-9-0,5	1000-0,05-7-0,5-0,9	100-0,001-9	100-0,001-9
	5	50-2	0	1	1-0,7	4	linear-1,5-1e-07-0,5	800-0,1-5-dart	100-0,35-23	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-9-0,8-0,8	100-1,0-7	100-1,0-7
6 oda (125)	**1**	50-2	0	1	0,01-0,1	3	linear-1,5-1e-07-0,1	1000-0,1-4-gbdt	100-0,2-23	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-4-0,8-0,7	10-0,01-9	10-0,01-9
	2	50-2	10	0,01	1000-1	2	linear-10-1e-07-0,1	500-1,0-4-dart	100-0,35-22	1000-0,05-4-1,0	1500-0,05-6-0,7-0,6	50-0,01-9	50-0,01-9
	3	50-1	100	0,001	0-0,1	7	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,25-23	1000-0,2-4-0,7	200-0,05-6-0,6-0,6	10-1,0-10	10-1,0-10
	4	50-2	0	0,01	1-1	3	linear-20-1e-07-0,5	800-1,0-4-dart	100-0,2-22	1000-0,2-5-1,0	800-0,05-6-0,5-0,5	10-0,0001-8	10-0,0001-8
	5	50-2	100	1	0-0,1	2	linear-5-1e-07-0,1	1000-0,1-4-dart	100-0,25-21	200-0,1-5-1,0	1500-0,05-4-0,6-0,8	10-1,0-9	10-1,0-9
7 oda (25)	**1**	10-2	1	0,01	0,01-0,5	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-18	800-0,05-4-1,0	500-0,05-6-0,5-0,9	10-0,1-10	10-0,1-10
	2	10-2	1000	0	0,001-0,7	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,1-19	50-0,2-8-1,0	100-0,05-5-0,8-0,6	10-0,01-8	10-0,01-8
	3	10-2	1000	0	10-1	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-21	1000-0,2-4-1,0	500-0,05-9-0,8-0,9	10-0,01-8	10-0,01-8
	4	10-2	1000	0	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,3	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-18	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,7-0,9	10-1,0-8	10-1,0-8
	5	10-1	100	0,01	0,001-0,7	2	linear-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-18	800-0,2-9-0,7	200-0,05-4-0,5-0,6	10-1,0-10	10-1,0-10
Polatlı													
3 oda (94)	**1**	50-2	0	0	0,01-0,7	4	linear-20-1e-07-0,1	100-0,01-4-dart	100-0,4-18	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,7-0,5	10-0,001-10	10-0,001-10
	2	10-2	1	1	100-1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,01-4-dart	100-0,15-20	1000-0,1-4-0,7	500-0,05-8-0,7-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	10-1	0	0,01	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	800-1,0-4-dart	100-0,25-18	1000-0,2-6-0,7	800-0,05-6-0,5-0,6	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	4	10-2	10	0	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,1	800-0,01-4-dart	100-0,15-21	100-0,2-7-1,0	100-0,05-4-0,6-0,5	10-0,001-7	10-0,001-7
	5	50-2	0	0,01	1-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,35-23	30-0,2-5-0,5	500-0,05-4-0,5-0,8	10-1,0-8	10-1,0-8
4 oda (58)	**1**	10-2	10	1	1000-1	2	linear-5-1e-07-0,5	500-0,01-4-dart	100-0,2-20	500-0,2-5-0,5	800-0,05-4-0,6-0,9	10-1,0-10	10-1,0-10
	2	50-2	10	0,01	0,001-0,3	2	linear-20-1e-07-0,5	50-1,0-4-goss	100-0,1-18	200-0,2-4-0,7	1500-0,05-6-0,5-0,5	10-1,0-5	10-1,0-5
	3	50-2	0	1	0,01-0,3	3	linear-20-1e-07-0,1	100-0,01-4-dart	100-0,4-21	1000-0,05-4-1,0	100-0,05-9-0,7-0,7	10-0,1-9	10-0,1-9
	4	10-2	0	0,01	1-0,7	4	linear-20-1e-07-0,1	800-0,01-4-dart	100-0,4-18	50-0,2-5-0,7	100-0,05-9-0,6-0,5	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	5	10-1	1	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	200-0,1-4-gbdt	100-0,15-21	1000-0,05-8-0,7	100-0,05-8-0,5-0,5	50-0,0001-8	50-0,0001-8
Pursaklar													
2 oda (126)	**1**	10-2	0	1	1000-1	3	rbf-1,5-1e-07-0,1	700-0,01-4-dart	100-0,25-18	100-0,2-5-0,7	1500-0,05-4-0,7-0,9	10-0,1-6	10-0,1-6
	2	50-2	1	0,001	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	500-1,0-4-gbdt	200-0,15-23	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-9-0,6-0,9	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	50-1	0,01	0,01	0,01-0,1	3	linear-5-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,35-21	500-0,2-4-0,5	200-0,05-8-0,7-0,8	10-0,0001-9	10-0,0001-9
	4	50-2	1000	0	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-4-gbdt	300-0,4-19	1000-0,05-4-0,7	700-0,05-4-0,5-0,6	10-0,01-8	10-0,01-8
	5	50-2	0	0,01	0,001-0,5	2	linear-20-1e-07-0,1	200-1,0-4-gbdt	100-0,2-23	1000-0,1-4-1,0	500-0,05-4-0,7-0,6	10-1,0-9	10-1,0-9
3 oda - 0.k (1526)	**1**	100-2	1000	1	100-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-dart	100-0,35-23	1000-0,2-7-1,0	1500-0,05-6-0,6-0,6	50-1,0-10	50-1,0-10
	2	50-2	100	1	100-1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-dart	100-0,3-23	1000-0,1-6-0,7	1500-0,05-9-0,7-0,5	500-1,0-10	500-1,0-10
	3	50-2	0	10	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	200-0,35-18	1000-0,1-6-0,5	1500-0,05-7-0,8-0,6	50-0,1-10	50-0,1-10
	4	100-2	100	1	100-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-7-gbdt	400-0,4-19	1000-0,2-5-1,0	1500-0,05-6-0,6-0,5	1000-1,0-10	1000-1,0-10

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	5	50-1	100	1	100-1	7	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-gbdt	100-0,25-20	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-6-0,8-0,6	100-1,0-10	100-1,0-10
3 oda - 1.k (12	**1**	10-1	100	0	0,001-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-19	200-0,1-5-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,9	10-0,1-2	10-0,1-2
	2	10-1	100	0,01	0,001-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	300-0,25-23	800-0,05-4-1,0	500-0,05-4-0,5-0,8	10-0,1-4	10-0,1-4
	3	10-1	1000	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	800-0,25-22	1000-0,05-6-1,0	500-0,05-5-0,5-0,6	1500-0,0001-3	1500-0,0001-3
	4	10-1	100	0	1-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-23	800-0,2-6-1,0	700-0,05-4-0,8-0,8	10-0,0001-4	10-0,0001-4
	5	10-1	10	0	0,001-0,5	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	300-0,1-20	1000-0,1-7-1,0	1500-0,05-5-0,8-0,7	1000-0,1-2	1000-0,1-2
4 oda - 0.k (850)	**1**	50-2	100	10	0-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,4-18	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-5-0,5-0,8	100-1,0-10	100-1,0-10
	2	50-2	100	1	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	200-0,15-22	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-9-0,6-0,8	1500-1,0-10	1500-1,0-10
	3	50-1	1000	10	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-9-dart	100-0,4-21	1000-0,1-7-0,7	1500-0,05-6-0,6-0,5	1000-0,001-10	1000-0,001-10
	4	50-2	100	1	0,01-0,5	2	linear-20-1e-07-0,5	1000-0,1-8-dart	100-0,4-23	1000-0,1-7-1,0	800-0,05-7-0,5-0,9	100-1,0-10	100-1,0-10
	5	50-2	100	1	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-5-dart	500-0,3-19	1000-0,2-6-1,0	1500-0,05-4-0,7-0,8	50-1,0-10	50-1,0-10
4 oda - 1.k (495)	**1**	100-2	1000	10	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-dart	200-0,35-21	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-8-0,7-0,5	10-0,1-10	10-0,1-10
	2	50-2	10	0,001	100-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,25-23	1000-0,1-4-0,5	1000-0,05-9-0,6-0,9	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	50-1	100	0,01	0-0,1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-7-dart	100-0,3-23	1000-0,1-5-0,5	500-0,05-8-0,8-0,7	10-1,0-9	10-1,0-9
	4	50-2	0	0	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-dart	100-0,4-21	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-8-0,5-0,9	100-1,0-10	100-1,0-10
	5	100-2	10	0,001	10-1	2	linear-20-1e-07-0,5	700-0,1-4-goss	300-0,35-21	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-7-0,6-0,7	1500-0,1-9	1500-0,1-9
4 oda - 2.k (266)	**1**	50-1	10	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-6-dart	100-0,15-23	1000-0,2-5-0,5	1500-0,05-5-0,5-0,7	50-1,0-9	50-1,0-9
	2	10-2	0	0,001	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	200-0,1-4-gbdt	200-0,4-19	1000-0,1-5-0,5	200-0,05-8-0,5-0,8	10-0,1-9	10-0,1-9
	3	100-2	100	0,01	0,01-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-gbdt	100-0,3-23	1000-0,2-4-0,5	800-0,05-7-0,8-0,9	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	4	50-2	100	0,001	0,01-0,5	16	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-6-gbdt	100-0,15-22	500-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,7-0,5	10-0,1-10	10-0,1-10
	5	100-2	1000	1	0,01-0,3	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,35-23	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-8-0,6-0,5	10-0,1-9	10-0,1-9
5 oda (50)	**1**	50-2	100	0	0,001-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	500-0,01-4-dart	100-0,15-18	1000-0,2-6-0,5	500-0,05-6-0,5-0,5	10-0,01-8	10-0,01-8
	2	50-2	100	0,001	0,001-0,5	2	linear-20-1e-07-0,5	1000-1,0-4-dart	100-0,2-20	1000-0,2-5-0,7	500-0,05-7-0,5-0,5	10-0,01-10	10-0,01-10
	3	10-1	100	1	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	500-0,01-4-dart	200-0,4-23	50-0,2-4-0,5	500-0,05-5-0,5-0,7	10-1,0-10	10-1,0-10
	4	50-2	0	0	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	200-0,01-4-dart	200-0,25-22	1000-0,2-4-0,5	100-0,05-9-0,6-0,5	10-1,0-9	10-1,0-9
	5	10-2	0	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	100-0,3-21	1000-0,05-4-1,0	500-0,05-9-0,7-0,7	10-0,001-8	10-0,001-8
6 oda (40)	**1**	50-1	100	0,01	10-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-19	1000-0,05-5-1,0	1500-0,05-8-0,8-0,6	10-0,001-4	10-0,001-4
	2	10-2	0	0	0,01-0,1	2	linear-10-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,25-18	1000-0,05-5-1,0	1000-0,05-5-0,7-0,9	10-0,1-3	10-0,1-3
	3	50-1	1000	0,01	0,001-0,5	2	linear-10-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-21	1000-0,2-4-0,7	100-0,05-5-0,8-0,9	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	4	10-2	1000	0	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-18	100-0,1-5-0,7	100-0,05-4-0,6-0,8	10-0,1-2	10-0,1-2
	5	50-2	0	0	0,001-0,3	2	linear-10-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-20	100-0,2-6-1,0	1000-0,05-4-0,5-0,6	10-1,0-6	10-1,0-6

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

1 oda (17)	**1**	10-2	1	10	0,001-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-20	800-0,2-5-1,0	500-0,05-8-0,8-0,5	10-0,001-2	10-0,001-2
	2	10-2	1	0	0,001-0,5	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,2-20	30-0,1-8-1,0	100-0,05-6-0,8-0,9	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	3	10-1	100	0,01	1-0,7	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-19	50-0,2-4-1,0	100-0,05-4-0,5-0,6	10-0,001-10	10-0,001-10
	4	10-2	10	0	10-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-18	1000-0,2-8-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,8	10-0,0001-9	10-0,0001-9
	5	10-2	0	0,01	1-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,15-21	800-0,2-7-1,0	100-0,05-4-0,5-0,5	10-1,0-8	10-1,0-8
2 oda - 0.k (536)	**1**	50-1	1000	1	1000-1	5	linear-20-1e-07-0,1	700-0,1-7-dart	100-0,3-22	1000-0,1-5-0,7	1500-0,05-4-0,7-0,9	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	2	50-1	1000	10	100-1	7	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	100-0,3-21	500-0,2-7-1,0	1500-0,05-7-0,5-0,5	50-1,0-9	50-1,0-9
	3	50-2	0	1	0-0,1	10	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	300-0,4-20	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-6-0,6-0,5	50-0,01-10	50-0,01-10
	4	50-1	100	0,01	0,01-0,5	6	linear-20-1e-07-0,5	200-0,1-9-dart	100-0,35-22	800-0,05-4-1,0	100-0,05-9-0,8-0,9	50-1,0-10	50-1,0-10
	5	100-1	1	0,001	0,01-0,7	7	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-dart	100-0,4-18	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,7	100-1,0-10	100-1,0-10
2 oda - 1.k (158)	**1**	10-1	1000	1	0,01-0,1	2	linear-10-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,1-18	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,8	10-0,0001-9	10-0,0001-9
	2	10-1	100	1	1-0,7	14	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-dart	100-0,1-19	1000-0,2-7-0,7	1500-0,05-7-0,5-0,5	50-0,01-10	50-0,01-10
	3	50-1	1	0,01	100-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-4-dart	100-0,1-18	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,7-0,7	10-1,0-10	10-1,0-10
	4	50-1	1	0,001	0,01-0,7	3	linear-20-1e-07-0,5	1000-0,01-4-dart	100-0,35-22	800-0,1-4-0,7	1500-0,05-6-0,6-0,5	10-0,1-9	10-0,1-9
	5	10-1	10	1	0,01-0,1	4	linear-1,5-1e-07-0,1	1000-0,1-5-dart	100-0,25-18	1000-0,2-4-1,0	500-0,05-4-0,6-0,8	10-0,01-10	10-0,01-10
2 oda - 2.k (25)	**1**	10-1	10	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-19	1000-0,2-9-1,0	100-0,05-4-0,7-0,6	10-0,001-3	10-0,001-3
	2	10-2	1	1	0,001-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	300-0,1-19	30-0,2-4-1,0	100-0,05-4-0,8-0,9	10-0,0001-8	10-0,0001-8
	3	10-1	1000	1	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-21	100-0,2-4-0,7	800-0,05-9-0,8-0,5	10-1,0-5	10-1,0-5
	4	10-1	100	0,001	100-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-19	100-0,2-4-1,0	100-0,05-6-0,7-0,9	10-0,0001-8	10-0,0001-8
	5	50-2	0	0,01	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-23	50-0,1-6-1,0	100-0,05-5-0,5-0,5	10-1,0-4	10-1,0-4
3 oda - 0.k (7210)	**1**	100-2	100	10	100-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-gbdt	100-0,3-22	1000-0,2-8-1,0	1500-0,05-9-0,5-0,5	100-0,1-10	100-0,1-10
	2	50-2	100	10	100-1	11	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-8-gbdt	300-0,2-23	1000-0,2-8-0,7	1500-0,05-8-0,8-0,6	1000-1,0-7	1000-1,0-7
	3	100-2	0	100	0,01-0,1	19	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-8-gbdt	100-0,1-23	1000-0,2-8-0,7	1500-0,05-9-0,7-0,5	10-0,01-9	10-0,01-9
	4	100-2	100	10	0,01-0,5	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-gbdt	200-0,4-23	1000-0,1-9-0,7	1500-0,05-8-0,7-0,6	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	5	50-2	100	100	0,01-0,5	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-9-dart	500-0,35-21	1000-0,1-9-0,7	1500-0,05-8-0,6-0,5	100-0,0001-10	100-0,0001-10
3 oda - 1.k (80)	**1**	10-2	1000	0,01	1000-1	4	linear-1,5-1e-07-0,1	500-0,01-4-dart	100-0,4-23	800-0,2-4-0,7	100-0,05-4-0,5-0,8	10-0,0001-6	10-0,0001-6
	2	50-1	10	1	1000-1	2	linear-5-1e-07-0,1	50-1,0-4-goss	100-0,1-19	50-0,2-4-0,7	200-0,05-7-0,5-0,5	10-0,001-7	10-0,001-7
	3	50-2	10	1	0,01-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	100-0,01-4-dart	100-0,25-20	100-0,2-4-0,7	100-0,05-4-0,5-0,8	10-0,001-8	10-0,001-8
	4	10-2	1	0,01	0,001-0,7	3	rbf-20-0,0001-0,1	50-0,1-4-goss	100-0,25-18	1000-0,1-4-1,0	200-0,05-9-0,6-0,5	10-0,001-10	10-0,001-10
	5	50-1	0	0,01	0,001-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1000-1,0-4-dart	100-0,4-18	500-0,2-4-0,7	500-0,05-4-0,5-0,5	10-0,1-6	10-0,1-6
4 oda - 0.k (702)	**1**	50-2	1000	1	100-1	3	linear-20-1e-07-0,1	800-0,1-6-dart	100-0,4-18	1000-0,1-5-0,7	1500-0,05-4-0,7-0,8	10-0,001-10	10-0,001-10
	2	50-2	0	1	0,01-0,7	9	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-gbdt	200-0,1-19	500-0,2-7-0,5	1500-0,05-5-0,7-0,7	50-0,01-10	50-0,01-10
	3	50-2	0	1	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-7-gbdt	400-0,1-20	1000-0,1-4-0,7	1000-0,05-5-0,5-0,7	10-0,1-10	10-0,1-10

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	4	50-2	0	0	0,01-0,7	7	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-6-dart	200-0,3-21	1000-0,2-7-0,5	100-0,05-9-0,8-0,9	10-1,0-9	10-1,0-9
	5	100-1	100	1	1000-1	5	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,01-8-gbdt	100-0,2-21	800-0,1-6-0,5	800-0,05-6-0,6-0,8	50-1,0-10	50-1,0-10
4 oda - 1.k (256)	1	50-2	1000	10	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-gbdt	100-0,15-20	1000-0,1-4-0,7	1000-0,05-9-0,5-0,9	50-0,01-10	50-0,01-10
	2	50-2	0	1	0,01-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	700-0,1-5-dart	100-0,4-23	1000-0,1-4-1,0	100-0,05-7-0,8-0,7	100-0,1-8	100-0,1-8
	3	50-2	10	0,01	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	700-0,1-7-gbdt	400-0,1-19	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-8-0,5-0,7	1000-0,1-10	1000-0,1-10
	4	50-2	1000	10	100-1	2	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-6-dart	100-0,15-19	1000-0,2-7-1,0	700-0,05-8-0,6-0,6	10-1,0-8	10-1,0-8
	5	50-2	1000	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-8-dart	100-0,4-21	1000-0,2-5-1,0	500-0,05-6-0,8-0,6	50-0,001-10	50-0,001-10
4 oda - 2.k (28)	1	10-2	0	1	10-0,7	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	400-0,15-22	800-0,2-9-1,0	1500-0,05-4-0,7-0,9	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	2	10-2	1000	0,01	1-0,7	4	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	200-0,15-20	50-0,1-4-1,0	200-0,05-4-0,6-0,6	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	3	10-1	1000	1000	1000-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-22	30-0,01-5-1,0	500-0,05-5-0,7-0,7	1000-0,01-2	1000-0,01-2
	4	10-2	1000	0	0-0,1	4	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-23	30-0,01-6-1,0	800-0,05-6-0,5-0,9	10-0,001-2	10-0,001-2
	5	10-1	100	0,01	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-22	1000-0,2-4-1,0	800-0,05-7-0,5-0,7	10-1,0-6	10-1,0-6
5 oda (115)	1	50-2	0	0,001	0,01-0,1	8	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	200-0,4-20	1000-0,2-7-1,0	100-0,05-8-0,7-0,8	10-1,0-10	10-1,0-10
	2	10-2	10	0,01	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1000-0,1-4-dart	100-0,35-18	200-0,1-5-0,7	500-0,05-9-0,7-0,6	50-1,0-10	50-1,0-10
	3	50-1	10	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	500-0,1-4-gbdt	100-0,3-21	200-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,6-0,9	10-0,01-7	10-0,01-7
	4	10-2	0,01	0,001	0,001-0,1	6	linear-20-1e-07-0,5	1500-1,0-4-dart	100-0,4-20	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-7-0,6-0,9	10-0,01-10	10-0,01-10
	5	10-2	100	1	0,01-0,7	11	linear-20-1e-07-0,5	500-0,01-4-gbdt	100-0,35-19	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,6-0,5	50-1,0-8	50-1,0-8
6 oda (47)	1	50-2	0,01	0,01	0,001-0,5	4	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-19	500-0,2-4-1,0	200-0,05-5-0,5-0,8	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	2	10-2	1	0	10-1	2	linear-5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,15-22	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,5-0,5	10-1,0-8	10-1,0-8
	3	50-2	10	0,001	0,001-0,7	9	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,1-20	1000-0,05-4-1,0	1500-0,05-9-0,6-0,5	10-0,01-5	10-0,01-5
	4	50-2	100	0,01	0,001-0,7	15	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	600-0,15-23	1000-0,1-5-1,0	500-0,05-9-0,8-0,9	1000-1,0-7	1000-1,0-7
	5	10-1	10	1	0,01-0,5	3	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-20	800-0,1-4-1,0	800-0,05-7-0,5-0,7	50-1,0-6	50-1,0-6
Yenimahalle													
1 oda - 0.k (167)	1	50-1	100	1	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	100-1,0-4-gbdt	100-0,4-20	800-0,2-4-0,5	200-0,05-7-0,7-0,6	10-0,1-10	10-0,1-10
	2	50-2	1	0,01	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	800-1,0-4-dart	300-0,4-21	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,8-0,9	500-0,0001-10	500-0,0001-10
	3	10-2	1000	1	1000-1	9	linear-20-1e-07-0,5	200-0,1-5-dart	100-0,4-18	200-0,2-4-0,5	200-0,05-5-0,7-0,9	10-1,0-7	10-1,0-7
	4	50-2	0	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-1,0-5-dart	100-0,3-21	200-0,2-5-0,5	100-0,05-8-0,8-0,9	10-1,0-9	10-1,0-9
	5	10-2	0	0,01	0-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	500-0,1-5-gbdt	400-0,4-20	800-0,05-5-1,0	500-0,05-4-0,8-0,8	500-0,1-8	500-0,1-8
1 oda - 1.k (174)	1	50-1	0	1	0,01-0,1	4	linear-10-1e-07-0,1	700-0,1-5-gbdt	100-0,4-18	1000-0,2-4-1,0	500-0,05-9-0,7-0,8	100-1,0-10	100-1,0-10
	2	50-2	0	1	100-1	6	linear-10-1e-07-0,1	1500-0,1-5-gbdt	200-0,25-20	800-0,1-4-0,5	200-0,05-5-0,7-0,8	10-1,0-8	10-1,0-8
	3	50-2	0	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,35-22	800-0,2-4-1,0	1500-0,05-7-0,7-0,5	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	4	10-1	1	0,001	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	700-0,1-5-gbdt	300-0,15-21	800-0,1-7-0,5	1500-0,05-9-0,8-0,9	10-1,0-10	10-1,0-10
	5	10-2	100	0	0,01-0,1	18	linear-20-1e-07-0,1	700-1,0-5-dart	100-0,3-22	200-0,2-4-0,5	700-0,05-5-0,5-0,9	50-0,1-6	50-0,1-6
1 o	1	10-2	10	1	0,001-0,1	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-21	100-0,2-4-1,0	800-0,05-6-0,8-0,9	10-1,0-5	10-1,0-5

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

1 oda - 2.k (14)	**1**	10-2	10	1	0,001-0,1	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-21	100-0,2-4-1,0	800-0,05-6-0,8-0,9	10-1,0-5	10-1,0-5
	2	10-2	0	0,01	100-1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-23	50-0,2-4-1,0	100-0,05-4-0,7-0,9	10-1,0-5	10-1,0-5
	3	10-1	100	0,01	1-0,7	2	linear-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	400-0,2-18	1000-0,1-7-1,0	500-0,05-4-0,5-0,5	10-0,0001-7	10-0,0001-7
	4	10-2	10	10	1-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,35-23	1000-0,1-5-1,0	100-0,05-5-0,7-0,5	10-0,1-3	10-0,1-3
	5	10-1	100	0	0,01-0,7	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,1-18	30-0,2-6-1,0	100-0,05-5-0,6-0,5	10-0,1-7	10-0,1-7
2 oda - 0.k (238)	**1**	50-1	1000	0	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,5	200-0,1-5-dart	100-0,15-23	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-4-0,5-0,5	10-0,001-10	10-0,001-10
	2	50-2	10	0,001	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-4-dart	100-0,35-20	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-7-0,7-0,9	50-0,001-10	50-0,001-10
	3	50-1	10	0,01	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-7-dart	100-0,4-22	1000-0,1-4-0,5	700-0,05-4-0,6-0,7	10-0,1-9	10-0,1-9
	4	50-1	0	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-dart	100-0,4-18	1000-0,2-6-0,5	500-0,05-5-0,8-0,7	100-0,01-10	100-0,01-10
	5	50-2	10	0,01	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-gbdt	100-0,4-22	1000-0,1-4-1,0	1500-0,05-8-0,5-0,8	100-1,0-9	100-1,0-9
2 oda - 1.k (182)	**1**	50-1	100	0	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1000-1,0-4-dart	100-0,25-19	1000-0,1-4-0,5	500-0,05-8-0,6-0,6	10-0,001-10	10-0,001-10
	2	50-2	1	1	1-0,7	11	linear-20-1e-07-0,1	800-0,1-5-gbdt	100-0,1-22	200-0,2-5-0,5	1500-0,05-9-0,7-0,5	10-1,0-10	10-1,0-10
	3	50-2	1000	0	0,01-0,5	10	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,4-23	1000-0,1-4-0,5	1000-0,05-4-0,6-0,5	50-0,1-9	50-0,1-9
	4	100-1	100	1	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,1-5-dart	100-0,4-21	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-5-0,7-0,6	50-0,1-10	50-0,1-10
	5	50-1	100	1	0,01-0,1	7	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	200-0,4-18	800-0,2-4-0,5	200-0,05-6-0,7-0,6	10-0,0001-4	10-0,0001-4
2 oda - 2.k (161)	**1**	50-2	0	0	100-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-dart	100-0,4-22	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,8	10-0,001-8	10-0,001-8
	2	50-2	100	0,01	1000-1	11	linear-20-1e-07-0,5	200-1,0-4-gbdt	100-0,3-20	1000-0,2-7-0,5	1000-0,05-8-0,5-0,5	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	3	50-2	1000	0,01	0-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-gbdt	200-0,25-22	1000-0,2-4-1,0	700-0,05-5-0,5-0,9	100-1,0-10	100-1,0-10
	4	10-2	1000	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	100-0,1-4-gbdt	500-0,4-19	1000-0,05-4-0,5	1500-0,05-6-0,6-0,7	50-0,0001-10	50-0,0001-10
	5	50-2	100	0,01	0,01-0,5	13	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-4-gbdt	100-0,35-23	1000-0,1-4-1,0	1000-0,05-4-0,8-0,5	1000-0,01-10	1000-0,01-10
3 oda - 0.k (256)	**1**	50-1	1000	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,3-18	1000-0,2-4-0,5	700-0,05-9-0,6-0,7	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	2	100-1	1000	100	1-0,7	5	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	200-0,35-21	1000-0,2-7-1,0	1500-0,05-4-0,6-0,5	10-0,001-10	10-0,001-10
	3	10-1	0	0,001	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,2-22	1000-0,2-5-0,5	1000-0,05-7-0,5-0,5	10-1,0-9	10-1,0-9
	4	100-1	1000	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-21	1000-0,1-9-0,5	1000-0,05-9-0,5-0,6	100-0,1-10	100-0,1-10
	5	50-2	0	0,001	0,01-0,7	10	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	200-0,15-19	500-0,1-5-0,7	100-0,05-8-0,7-0,5	10-0,0001-6	10-0,0001-6
3 oda - 1.k (1544)	**1**	100-2	1000	10	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-9-dart	300-0,4-19	1000-0,1-7-0,7	1500-0,05-8-0,5-0,6	50-0,1-10	50-0,1-10
	2	100-2	1000	0,01	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-8-dart	100-0,25-21	1000-0,1-9-0,5	1500-0,05-5-0,7-0,6	500-0,01-10	500-0,01-10
	3	100-2	1000	10	1000-1	8	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-gbdt	100-0,25-22	1000-0,05-8-0,7	1500-0,05-5-0,5-0,9	10-0,1-10	10-0,1-10
	4	100-2	1000	10	0,01-0,5	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-gbdt	100-0,35-21	1000-0,1-5-0,7	1500-0,05-5-0,5-0,9	500-0,1-10	500-0,1-10
	5	50-2	0	0,001	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	300-0,2-21	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-4-0,6-0,6	1500-1,0-10	1500-1,0-10
3 oda - 2.k (797)	**1**	50-1	1000	10	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	800-0,1-9-dart	100-0,25-19	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-5-0,6-0,5	500-0,001-10	500-0,001-10
	2	50-1	100	0	1000-1	5	linear-20-1e-07-0,5	500-0,1-5-dart	100-0,25-19	800-0,2-4-0,7	1500-0,05-8-0,5-0,9	1000-1,0-10	1000-1,0-10
	3	50-2	0	1	0-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	200-0,25-20	1000-0,2-5-0,7	1500-0,05-7-0,5-0,6	1500-0,1-10	1500-0,1-10
	4	50-1	1000	1	100-1	4	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-dart	200-0,4-19	800-0,1-5-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,5	100-0,1-10	100-0,1-10

EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	5	50-1	0	1	0,001-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-dart	200-0,1-23	1000-0,2-5-0,7	700-0,05-5-0,6-0,9	100-0,1-10	100-0,1-10
3 oda - 3.k (62)	**1**	10-2	10	1	1000-1	4	linear-20-1e-07-0,1	100-0,1-4-dart	100-0,1-23	800-0,05-4-0,5	100-0,05-4-0,7-0,5	10-0,01-8	10-0,01-8
	2	50-2	1000	0,001	0,01-0,7	11	linear-20-1e-07-0,1	100-1,0-4-gbdt	100-0,3-18	1000-0,05-4-0,7	1500-0,05-8-0,5-0,9	10-0,1-8	10-0,1-8
	3	50-2	1000	1	0,01-0,5	16	linear-10-1e-07-0,1	100-1,0-4-dart	100-0,1-21	500-0,2-4-0,7	800-0,05-5-0,5-0,9	10-1,0-7	10-1,0-7
	4	50-1	100	1	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	500-0,01-4-dart	100-0,3-21	200-0,2-5-1,0	1500-0,05-7-0,5-0,9	10-0,01-10	10-0,01-10
	5	50-2	1000	1	0,01-0,5	4	linear-20-1e-07-0,1	700-0,1-4-gbdt	100-0,3-22	1000-0,2-4-0,5	500-0,05-6-0,5-0,7	10-0,001-10	10-0,001-10
4 oda - 0.k (570)	**1**	50-2	100	0,01	100-1	2	linear-20-1e-07-0,1	800-0,1-8-gbdt	100-0,3-18	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-7-0,5-0,8	500-0,1-10	500-0,1-10
	2	50-1	100	0,001	0,01-0,1	7	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	100-0,15-19	1000-0,05-5-1,0	1500-0,05-5-0,8-0,9	100-1,0-10	100-1,0-10
	3	100-2	1000	10	0,01-0,1	5	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-8-gbdt	100-0,4-19	1000-0,1-4-0,5	1500-0,05-7-0,6-0,7	100-0,1-10	100-0,1-10
	4	50-2	0	0,001	0-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-dart	200-0,4-21	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,7-0,5	50-0,1-10	50-0,1-10
	5	50-1	1000	1	0,01-0,1	19	linear-10-1e-07-0,1	1500-0,1-4-gbdt	300-0,1-20	1000-0,05-6-1,0	1500-0,05-6-0,8-0,8	100-1,0-8	100-1,0-8
4 oda - 1.k (294)	**1**	100-2	1000	1	100-1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-6-dart	100-0,4-20	1000-0,2-4-0,7	700-0,05-5-0,8-0,8	10-0,1-10	10-0,1-10
	2	50-1	1000	0,01	1000-1	6	linear-20-1e-07-0,5	200-0,1-6-dart	100-0,15-23	500-0,2-5-0,5	100-0,05-9-0,6-0,5	10-1,0-8	10-1,0-8
	3	100-2	0	0,001	0,01-0,1	4	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-7-dart	100-0,25-21	500-0,2-4-1,0	500-0,05-5-0,5-0,8	500-0,01-9	500-0,01-9
	4	100-2	0	0,01	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-5-gbdt	100-0,1-21	1000-0,05-4-1,0	200-0,05-7-0,8-0,9	10-0,0001-9	10-0,0001-9
	5	50-1	100	1	0-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-1,0-4-dart	100-0,35-20	1000-0,2-6-0,7	500-0,05-8-0,5-0,9	100-0,1-10	100-0,1-10
4 oda - 2.k (656)	**1**	50-1	1000	10	0,01-0,1	6	linear-20-1e-07-0,1	1500-0,1-4-dart	200-0,35-18	1000-0,2-4-1,0	1500-0,05-4-0,7-0,8	50-0,1-10	50-0,1-10
	2	100-2	100	1	1000-1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-7-gbdt	300-0,4-22	1000-0,2-4-0,5	1500-0,05-9-0,7-0,9	100-0,01-10	100-0,01-10
	3	100-2	1000	10	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	700-0,1-4-gbdt	100-0,4-20	500-0,2-4-0,5	1000-0,05-4-0,5-0,8	500-1,0-10	500-1,0-10
	4	50-2	1000	10	1000-1	8	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,1-5-gbdt	100-0,35-21	1000-0,1-5-0,7	800-0,05-6-0,5-0,5	500-1,0-10	500-1,0-10
	5	50-1	10	0	0-0,1	5	linear-20-1e-07-0,1	1000-0,1-5-dart	100-0,1-22	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,8-0,6	100-1,0-10	100-1,0-10
5 oda - 0.k (25)	**1**	50-2	10	1	0,001-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-19	1000-0,2-4-1,0	100-0,05-4-0,6-0,8	10-1,0-3	10-1,0-3
	2	10-2	0	1	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-19	800-0,2-5-1,0	1000-0,05-5-0,6-0,9	10-0,01-10	10-0,01-10
	3	10-2	1000	1	1-0,5	9	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-21	30-0,2-6-1,0	1500-0,05-9-0,5-0,7	50-1,0-5	50-1,0-5
	4	50-1	0	10	1-0,5	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,4-18	200-0,1-6-1,0	100-0,05-6-0,8-0,6	50-0,01-2	50-0,01-2
	5	10-2	0	0,01	10-1	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-19	1000-0,2-5-1,0	700-0,05-4-0,5-0,9	10-0,01-5	10-0,01-5
5 oda - 1.k (155)	**1**	50-2	10	0,01	0,01-0,1	6	linear-10-1e-07-0,1	1500-0,1-5-gbdt	100-0,4-18	1000-0,2-4-1,0	700-0,05-6-0,6-0,9	10-0,001-8	10-0,001-8
	2	50-2	10	0,001	0,01-0,3	2	linear-20-1e-07-0,1	200-0,1-4-dart	100-0,4-19	1000-0,2-5-1,0	1500-0,05-5-0,5-0,6	10-1,0-8	10-1,0-8
	3	50-1	1000	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	1500-1,0-4-dart	100-0,1-22	200-0,2-4-1,0	800-0,05-4-0,7-0,9	10-0,0001-10	10-0,0001-10
	4	50-2	0	1	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,5	1500-1,0-4-dart	200-0,4-19	1000-0,1-5-1,0	1500-0,05-5-0,8-0,5	10-0,01-10	10-0,01-10
	5	50-2	0	0	0,01-0,1	2	linear-20-1e-07-0,5	1500-0,01-4-gbdt	100-0,35-21	1000-0,2-5-1,0	1500-0,05-6-0,6-0,5	10-0,001-7	10-0,001-7
5 oda - 2.k (70)	**1**	50-2	1	1	0,01-0,1	5	linear-10-1e-07-0,1	1500-1,0-4-gbdt	100-0,3-20	1000-0,2-4-1,0	1000-0,05-4-0,8-0,7	10-0,1-10	10-0,1-10
	2	10-2	0	0,01	0,01-0,1	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,1-4-gbdt	200-0,15-21	500-0,05-4-1,0	200-0,05-4-0,8-0,9	50-1,0-9	50-1,0-9
	3	50-2	0	0,01	0,001-0,3	2	linear-10-1e-07-0,1	700-1,0-4-gbdt	100-0,3-19	1000-0,2-5-0,5	1500-0,05-4-0,5-0,7	10-0,001-10	10-0,001-10

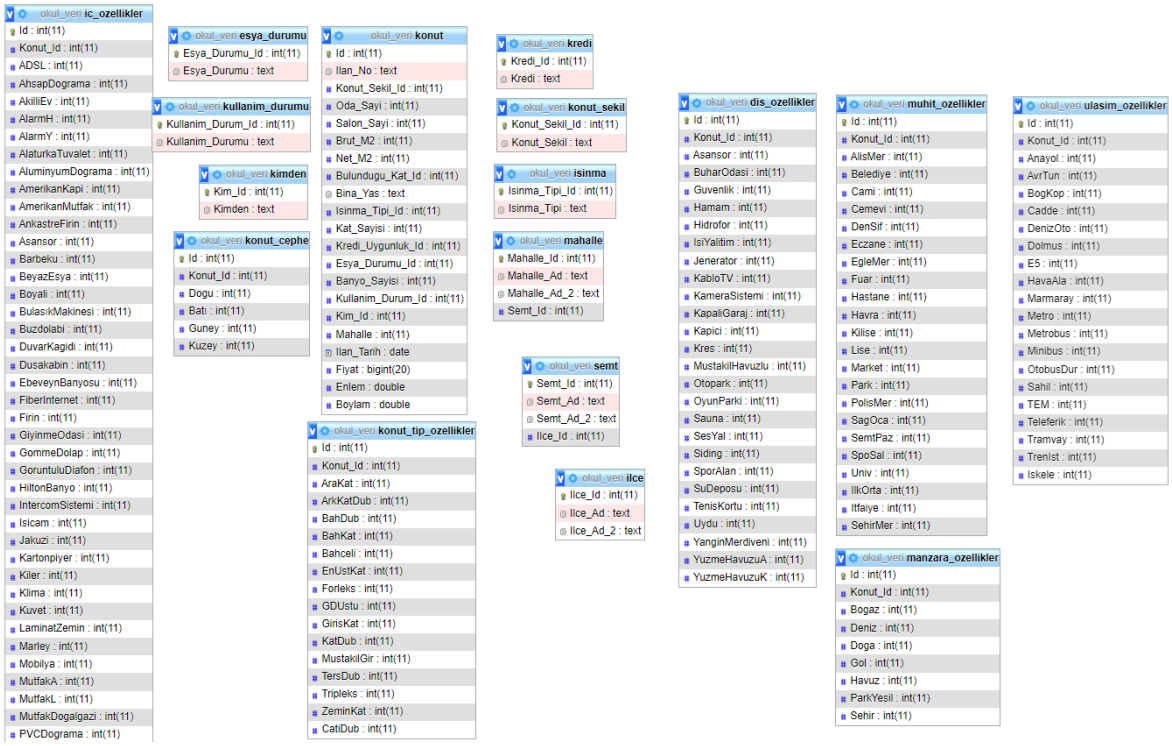
EK-1. (devam) Tüm modeller ait optimum hiper parametre listesi

Çizelge 1.1. (devam) Izgara arama ile elde edilen model parametreleri

	4	10-2	0	1	0,001-0,7	2	linear-20-1e-07-0,5	500-0,01-4-gbdt	100-0,4-20	500-0,2-5-0,5	1500-0,05-5-0,5-0,5	1000-0,01-10	1000-0,01-10
	5	10-2	0	0	0,001-0,3	4	linear-1,5-1e-07-0,1	700-1,0-4-dart	100-0,25-19	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,5-0,6	10-0,01-10	10-0,01-10
6 oda (86)	1	50-2	0	1	0,01-0,7	2	linear-20-1e-07-0,5	1000-1,0-4-dart	100-0,3-20	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-4-0,8-0,9	10-0,1-10	10-0,1-10
	2	10-1	0	0,001	0,01-0,1	6	linear-1,5-1e-07-0,1	1000-1,0-4-dart	100-0,3-23	1000-0,2-4-0,5	700-0,05-5-0,5-0,5	10-0,01-8	10-0,01-8
	3	10-2	100	1	1000-1	3	linear-20-1e-07-0,5	200-0,1-4-dart	100-0,25-22	100-0,2-4-0,5	1500-0,05-4-0,5-0,8	10-0,1-9	10-0,1-9
	4	50-2	0	0,01	10-1	2	linear-20-1e-07-0,1	800-1,0-4-gbdt	300-0,1-20	800-0,2-9-0,5	1000-0,05-6-0,5-0,6	10-0,1-8	10-0,1-8
	5	10-1	100	0	0,01-0,3	3	linear-20-1e-07-0,1	100-1,0-4-dart	100-0,1-20	50-0,2-5-0,5	100-0,05-6-0,5-0,7	50-0,1-8	50-0,1-8
7 oda (38)	1	50-2	0	1	1-0,7	5	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-19	800-0,2-4-0,5	100-0,05-5-0,5-0,6	10-0,01-3	10-0,01-3
	2	50-2	0	0	0,001-0,5	2	rbf-1,5-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,15-20	1000-0,1-5-1,0	1000-0,05-5-0,6-0,8	10-0,01-6	10-0,01-6
	3	50-1	0	1	1-0,7	2	linear-20-1e-07-0,5	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-21	1000-0,2-4-1,0	200-0,05-7-0,6-0,7	10-0,1-7	10-0,1-7
	4	10-2	1000	1	0,01-0,7	3	linear-20-1e-07-0,1	50-0,01-4-gbdt	100-0,1-18	1000-0,2-4-0,7	1500-0,05-7-0,5-0,5	10-1,0-3	10-1,0-3
	5	50-2	0	1	0,001-0,1	3	rbf-20-0,0001-0,1	50-0,01-4-gbdt	300-0,1-22	1000-0,2-4-0,5	1000-0,05-4-0,5-0,9	10-1,0-10	10-1,0-10

EK-2. Tasarlanan veritabanı yapısı

Şekil 2.1. Web kazıyıcı tarafından elde edilen verilerin depolandığı veritabanı tasarımı



ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : ÇILGIN, Cihan
Uyruğu : T.C.
Doğum tarihi ve yeri :
Medeni hali :
E-mail

Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet Tarihi
Doktora	Gazi Üniversitesi / Yönetim Bilişim Sistemleri	Devam ediyor
Yüksek lisans	Dokuz Eylül Üniveristesi / Yönetim Bilişim Sistemleri	2019
Lisans	Cumhuriyet Üniveristesi / Yönetim Bilişim Sistemleri	2014
Lise	Haydar Paşa Anadolu Teknik Lisesi	2009

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2016-Halen	Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi	Araştırma Görevlisi

Yabancı Dil

İngilizce

Yayınlar

1. Çılgın, C., Gökçen, H. and Gökşen, Y. (2023). Sentiment analysis of public sensitivity to COVID-19 vaccines on Twitter by majority voting classifier-based machine learning. *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 38(2).

2. Çılgın, C., and Gökçen, H. (2023). Machine Learning Methods for Prediction Real Estate Sales Prices in Turkey. Revista de la Construcción. Journal of Construction, 22(1), 163-177. https://doi.org/10.7764/RDLC.22.1.163.

3. Çılgın, C., Baş, M., Bilgehan, H. and Ünal, C. (2022). Twitter sentiment analysis during covid-19 outbreak with vader. *AJIT-e: Academic Journal of Information Technology*, 13(49), 72-89.

4. Ünal, C. and ÇILGIN, C. (2022). Web-Based Expert System Design and Implementation

for Personal Nutrition Planning. *Uluslararası Yönetim Bilişim Sistemleri ve Bilgisayar Bilimleri Dergisi*, 6(1), 1-12.

5. Çılgın, C., ve Kurt, A. S. (2022). Türkiye'de iktisadi büyümenin kaynakları: makine öğrenmesi ile karar ağacı bulguları. *Celal Bayar University Journal of Social Sciences/Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 20(2).

6. Çilgin, C., ve Kurt, A. S. (2021). Dış Ticaret Verileri İçin Kümeleme Analizi: Türkiye, Azerbaycan ve Kazakistan Örneği. *Sosyoekonomi*, 29(48), 511-540.

7. ÇILGIN, C., Ünal, C., ALICI, S., AKKOL, E., ve GÖKŞEN, Y. (2020). Metin Sınıflandırmada Yapay Sinir Ağları ile Bitcoin Fiyatları ve Sosyal Medyadaki Beklentilerin Analizi. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Dergisi*, 4(1), 106-126.

8. Ünal, C., Tuna H., Çılgın C. and GÖKŞEN Y. (2019). The interaction of lean manufacturing-industry 4.0 and a sectoral analysis. *Economies of the Balkan and Eastern European Countries EBEEC 2019*, 30-42.

9. Çılgın, C., Ünal, C. ve GÖKŞEN Y. (2018). Endüstri 4.0 Odağında Girişimci ve Girişimcilik Analizi. *İZCEAS 2018 New Trends In Economics And Administrative Sciences*, 2689-2697.

10. Çilgin, C., and Tecim, V. (2018). Designing Online Collaboration Tool for Managing Postgraduate Education with New Web Technologies. *KnE Social Sciences*, 280-293.

11. Ünal, C.,, Çılgın, C. and Tecim, V. (2018). Designing of manufacturing process with mobile-based smart systems, Gülseçen, S. R., Zerrin, A. G. ve Murat, E. Ç. (Editörler). Industry 4.0 From The MIS Perspective, Peter Lang, 355-367.



GAZİLİ OLMAK AYRICALIKTIR.