



**YÜKSEK RİSKLİ SINAVLARDA BAŞARIYLA İLİŞKİLİ
DEĞİŞKENLERİN VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİYLE
İNCELENMESİ**

Ayşegül Bozdağ Kasap

**DOKTORA TEZİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ANA BİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

TEMMUZ, 2024

TELİF HAKKI VE TEZ FOTOKOPİ İZİN FORMU

Bu tezin tüm hakları saklıdır. Kaynak göstermek koşuluyla tezin teslim tarihinden itibaren 12 (on iki) ay sonra tezden fotokopi çekilebilir.

YAZARIN

Adı : Ayşegül
Soyadı : Bozdağ Kasap
Bölümü : Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme
İmza :
Teslim tarihi :

TEZİN

Türkçe Adı : Yüksek Riskli Sınavlarda Başarıyla İlişkili Değişkenlerin Veri Madenciliği Yöntemleriyle İncelenmesi

İngilizce Adı : Evaluating the Variables Related to Success in High-Stakes Exams by Using Data Mining Methods

ETİK İLKELERE UYGUNLUK BEYANI

Tez yazma sürecinde bilimsel ve etik ilkelere uyduğumu, yararlandığım tüm kaynakları kaynak gösterme ilkelerine uygun olarak kaynakçada belirttiğimi ve bu bölümler dışındaki tüm ifadelerin şahsıma ait olduğunu beyan ederim.

Yazar Adı Soyadı: Ayşegül Bozdağ Kasap

İmza:

JÜRİ ONAY SAYFASI

Ayşegül Bozdağ Kasap tarafından hazırlanan “Yüksek Riskli Sınavlarda Başarıyla İlişkili Değişkenlerin Veri Madenciliği Yöntemleriyle İncelenmesi” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Gazi Üniversitesi Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Bilim Dalı’nda Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Prof. Dr. Dilara Bakan Kalaycıoğlu

(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme, Gazi Üniversitesi)

Başkan: Prof. Dr. Mehtap Çakan

(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme, Gazi Üniversitesi)

Üye: Prof. Dr. Burcu Atar

(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme, Hacettepe Üniversitesi)

Üye: Doç. Dr. Melek Gülşah Şahin

(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme, Gazi Üniversitesi)

Üye: Doç. Dr. Gökhan Akçapınar

(Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Eğitimi Ana Bilim Dalı, Hacettepe Üniversitesi)

Tez Savunma Tarihi: 27/06/2024

Bu tezin Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Ana Bilim Dalı’nda Doktora tezi olması için şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

Prof. Dr. Şaban Çetin

Eğitim Bilimleri Enstitüsü Müdürü



Evren'e

TEŞEKKÜR

Doktora eğitimim boyunca hem akademik çalışmalar hem de bireysel anlamda bana her türlü katkıyı sağlayan, süreçte desteğini her zaman hissettiğim ve tezimi geliştirmemde görüşleriyle katkıları büyük olan değerli danışmanım Prof. Dr. Dilara Bakan Kalaycıoğlu'na süreçteki ilgi ve desteklerinden dolayı çok teşekkür ederim.

Doktora tez izleme komitesindeki değerli hocalarım Prof. Dr. Burcu Atar ve Doç. Dr. Melek Gülşah Şahin'e tez sürecindeki değerli görüş ve önerileri, çalışmamı geliştirici ve katkı sağlayıcı yorumları ve desteklerinden dolayı çok teşekkür ederim.

Ayrıca, tez savunma jürisi üyeleri Prof. Dr. Mehtap Çakan, Prof. Dr. Hakan Yavuz Atar, Doç. Dr. Gökhan Akçapınar ve Doç. Dr. Sevda Çetin'e katılımları, çalışmama ayırdıkları zaman, yapıcı eleştirileri ve çalışmayı geliştirici değerli önerileri için teşekkürlerimi sunarım.

ÖSYM Başkanlığı'na yüksek riskli sınavlarda başarıyla ilgili değişkenleri inceleme imkânı sağlayan veri paylaşımından dolayı teşekkür ederim. Ayrıca ÖSYM Araştırma Geliştirme Daire Başkanı Mehmet Özveren'e süreçte hem kurumsal hem de çalışmalarımı yürütebilmemde sağladığı imkânlardan ve desteğinden dolayı teşekkür ediyorum.

Bu süreçte beni destekleyen, yanımda olan aileme ve arkadaşlarıma da sabır ve anlayışları için çok teşekkür ederim.

**YÜKSEK RİSKLİ SINAVLARDA BAŞARIYLA İLİŞKİLİ
DEĞİŞKENLERİN VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİYLE
İNCELENMESİ
(Doktora Tezi)**

Ayşegül Bozdağ Kasap

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

Temmuz 2024

ÖZ

Bu çalışma, yüksek riskli sınavlarda başarıyla ilişkili değişkenleri saptamayı ve sınav performansının yordanmasında kullanılabilecek uygun eğitsel veri madenciliği yöntemlerini belirlemeyi amaçlamaktadır. Bu kapsamda, ÖSYM tarafından gerçekleştirilen KPSS, ALES ve YDS sınavlarındaki başarı durumlarının tahmininde cinsiyet, yükseköğretime geçiş sınavı (YGS) puanı, lise türü, ortaöğretim başarı puanı (OBP), üniversite türü, akademik not ortalaması (ANO), lise, üniversite, fakülte, lisans programı, lisans alanı, mezuniyet yılı ve sınava girme sayısı gibi değişkenler kullanılmaktadır. Araştırmada 9.918 adaya ait boylamsal anlamda farklı zaman dilimlerindeki başarı durumlarının incelendiği geniş örnekleme dayalı veri CRISP-DM süreç modeli kullanılarak analizlere uygun hale getirilmiş ve SPSS Modeler değişken seçimi işlemcisiyle modelleme aşamasında kullanılacak önemli değişkenler belirlenmiştir. Analizlerde KPSS ve ALES başarılarıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeylerini belirlemede C&RT, CHAID karar ağaçları, çoklu regresyon, rastgele orman, K-en yakın komşu, destek vektör makineleri ve yapay sinir ağları yöntemleri; YDS seviyelerini belirlemede ise C5.0, CHAID, C&RT, K-en yakın komşu, multinomial lojistik regresyon, destek vektör makineleri, yapay sinir ağları ve rastgele orman yöntemleri kullanılmıştır. Modellerin yordama performansları ortalama mutlak hata ve korelasyon katsayıları, sınıflandırma performansları ise doğruluk, duyarlılık, seçicilik, hassaslık ve F Puanı kriterlerine dayalı karşılaştırılmıştır. Araştırmada KPSS ve ALES başarısının yordanması ile YDS seviyelerinin sınıflandırılmasında değişkenlerin önem değerleri farklılık göstermiş ancak modellerin önem düzeyleri arasında genel olarak benzer eğilimler sergilendiği

gözlenmiştir. Analiz sonuçlarında, KPSS başarısını yordamada modellerin çoğunda en önemli değişkenler ALES sayısal, ALES sözel ve YGS matematik testleri olarak belirlenmiştir. KPSS başarısının yordanmasında lisans programı ve üniversite değişkenlerinin de önem değerleri görece yüksek, ANO ve OBP değişkenlerinin ise orta düzeyde bir etkiye sahip olduğu görülmüştür. ALES Sayısal, Sözel ve Eşit Ağırlık puan türlerine göre ayrı incelenen model sonuçları bütün olarak ele alındığında tüm puan türlerindeki modeller arasında tutarlı biçimde önem değeri en yüksek olan KPSS genel yetenek testi ALES başarısının en önemli yordayıcısı olarak belirlenmiştir. ALES sayısal başarısında YGS matematik, ALES sözel başarısında YGS Türkçe ve ALES eşit ağırlık başarısında her iki testin de önemli değişkenler olduğu gözlenmiştir. Yüksek riskli sınavlarda başarının yordanmasında KPSS ve YGS başarısının ALES'i, YGS ve ALES başarısının da KPSS'yi yordama geçerliğinin yüksek olduğu görülmüştür. Araştırma sonuçları KPSS ve ALES sayısal başarısında matematiksel yetkinlik ve muhakeme becerilerinin, ALES sözel başarısında ise Türkçe dil ve muhakeme becerilerinin önemini vurgulamaktadır. YDS-İngilizce başarısıyla ilişkili değişkenler incelendiğinde, modellerde genel olarak lisans alanı, lisans programı ve üniversite değişkenlerinin önem değerlerinin yüksek olduğu, ANO ve OBP değişkenlerinin orta düzeyde bir etkiye sahip olduğu gözlenmiştir. YGS Türkçe, KPSS genel yetenek ve ALES sözel gibi Türkçe odaklı sınav sonuçlarının, sözel yeteneği ölçen yüksek riskli sınav alanlarının YDS-İngilizce seviyelerini belirlemede önemli değişkenler olduğu tespit edilmiştir. Sonuç olarak, bireylerin ALES, KPSS ve YDS başarısını yordamada en önemli değişkenlerin diğer sınavlardaki performansları olması durumu bireylerin başarı durumlarının bütüncül bir yapı gösterdiğine ve yüksek riskli sınavların tutarlılık anlamındaki güvenilirliğine kanıt sunmaktadır. Ayrıca KPSS, ALES ve YDS-İngilizce başarısının incelendiği modellerde genel olarak üniversite türü, lise türü, fakülte, mezuniyet yılı ve cinsiyet gibi değişkenlerin önem değerleri düşüktür, bu durum yüksek riskli sınavların eşitliği ve kapsayıcılığına dair bir gösterge olarak değerlendirilebilmekle birlikte sınavların objektif bir ölçüt olduğuna ve yansızlığına da işaret etmektedir. Modellerin yordama performansları incelendiğinde, KPSS ve ALES başarılarının yordanmasında en iyi performans gösteren ve başarıyla ilgili en tutarlı tahminleri sunan modelin yapay sinir ağları olduğu görülmüştür. Sınıflandırma performansı sonuçlarına göre ise rastgele orman modelinin YDS-İngilizce seviyelerini belirlemede en iyi performansı gösterdiği tespit edilmiştir. Araştırma sonuçlarının yüksek riskli sınavlarda başarıyla ilişkili değişkenlerin belirlenmesi ve eğitsel veri madenciliği yöntemlerinden uygun modelin seçilmesine yönelik karar verme süreçlerine rehberlik etmesi konusunda ilgili alana katkı sağlanması amaçlanmıştır.

Anahtar Kelimeler :Yüksek riskli sınavlar, Veri madenciliği, Sınıflandırma, Regresyon, Makine öğrenmesi
Sayfa Adedi : xix + 157
Danışman : Prof. Dr. Dilara Bakan Kalaycıoğlu

EVALUATING THE VARIABLES RELATED TO SUCCESS IN HIGH-STAKES EXAMS BY USING DATA MINING METHODS

(Ph.D Thesis)

Ayşegül Bozdağ Kasap

GAZI UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF EDUCATIONAL SCIENCES

July 2024

ABSTRACT

This study aims to identify the variables related to high-stakes exam achievement and the appropriate educational data mining methods that can be used to predict exam performance. In this context, variables such as gender, university entrance exam (YGS), secondary education success scores, academic grade point average, high school, university, faculty, undergraduate program, graduation year, and number of exam attempts are used to predict success in the civil servant recruitment exam (KPSS), graduate education exam (ALES), and the foreign language exam (YDS-English). Using the CRISP-DM process model, the research analyzes the longitudinal success data of 9,918 examinees across different periods. It identifies significant variables for modelling using the SPSS Modeler feature selection node. The importance levels of variables related to KPSS and ALES achievement were investigated with the analysis using C&RT, CHAID decision trees, multiple regression, random forest, k-nearest neighbor, support vector machines, and artificial neural networks. For the classification of YDS levels, C5.0, CHAID, C&RT, k-nearest neighbor, multinomial logistic regression, support vector machines, artificial neural networks, and random forest methods were used. The prediction performance of the models was compared based on mean absolute error and correlation coefficients, while classification performance was evaluated using accuracy, sensitivity, specificity, precision, and F-score criteria. Despite differences in the importance values of variables for predicting KPSS and ALES achievement and classifying YDS levels, it was observed that the importance levels of the variables generally demonstrated similar trends across the models. According to the results of the analysis, the most important variables for predicting KPSS achievement in most models were ALES quantitative, ALES verbal, and

YGS mathematics tests. It has been observed that the importance values of undergraduate program and university variables in predicting KPSS achievement are relatively high, while academic grade point average and secondary education success scores have moderate effects. When considering the models examined separately by ALES score types, it was consistently determined that the KPSS general ability test was the most significant predictor of ALES achievement across all score types. For ALES quantitative success, YGS mathematics was identified as a subsequent important variable; for ALES verbal success, YGS Turkish, and ALES equally weighted success, both tests were significant. The study found that in predicting success in high-stakes exams, KPSS and YGS achievement were highly valid predictors of ALES, and YGS and ALES achievement were highly valid predictors of KPSS. The results emphasize the importance of mathematical proficiency and reasoning skills for KPSS and ALES quantitative success, and Turkish language and reasoning skills for ALES verbal success. For YDS-English achievement, it was observed that undergraduate field, university, and undergraduate program variables generally had high importance values, while academic grade point average and secondary education success scores had moderate effects. The results of the verbal fields of the other high-stakes exams, including YGS Turkish, KPSS general ability, and ALES verbal tests, were significant predictors of YDS-English levels. In conclusion, the performance in other exams being the most important variable in predicting individuals' ALES, KPSS, and YDS achievement indicates that individuals' success statuses exhibit a holistic structure and provide evidence for the consistency and reliability of high-stakes exams. Additionally, the importance values of variables such as university type, high school type, faculty, graduation year, and gender are generally low in the models examining KPSS, ALES, and YDS-English achievement. This situation is an indicator of the equality and inclusivity of high-stakes exams, as well as pointing to the objectivity and impartiality of the exams. When the prediction performances of the models were compared, it was found that artificial neural networks provided the best performance and the most consistent predictions related to KPSS and ALES achievement. In classifying YDS-English levels, the random forest model demonstrated the best performance. The study aims to contribute to the relevant field by guiding decision-making processes for identifying variables associated with success in high-stakes exams and selecting appropriate educational data mining methods.

Key Words : High-stakes exams, Data mining, Classification, Regression, Machine learning

Page Number : xix + 157

Supervisor : Prof. Dr. Dilara Bakan Kalaycıoğlu

İÇİNDEKİLER

TELİF HAKKI VE TEZ FOTOKOPİ İZİN FORMU	i
ETİK İLKELERE UYGUNLUK BEYANI	ii
JÜRİ ONAY SAYFASI.....	iii
TEŞEKKÜR.....	v
ÖZ	vi
ABSTRACT	viii
İÇİNDEKİLER.....	x
TABLolar LİSTESİ.....	xiv
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	xvii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	xviii
BÖLÜM I	1
GİRİŞ.....	1
1.1. Problem Durumu	1
1.2. Araştırmanın Amacı	3
1.3. Araştırmanın Önemi.....	3
1.4. Problem İfadesi	4
1.5. Alt Problemler	4
1.6. Sınırlılıklar.....	6
1.7. Sayıtlılar.....	6
BÖLÜM II.....	7
ARAŞTIRMANIN KURAMSAL TEMELİ VE İLGİLİ ARAŞTIRMALAR.....	7
2.1. Veri Madenciliği.....	7
2.2. Veri Madenciliği Süreci.....	8

2.3. Veri Madenciliği Modelleri	10
2.3.1. Sınıflandırma	11
2.3.1.1. C5.0	12
2.3.1.2. C&RT (Classification and Regression Trees)	13
2.3.1.3. CHAID (CHi-squared Automatic Interaction Detection).....	15
2.3.1.4. Regresyon.....	16
2.3.1.5. K-en yakın komşu (K-Nearest Neighbor-KNN)	17
2.3.1.6. Destek vektör makineleri (Support Vector Machine-SVM).....	18
2.3.1.7. Yapay sinir ağları (Artificial Neural Networks-ANN).....	20
2.3.1.8. Rastgele Orman (Random Forest-RF)	21
2.3.1.9. Model Performansını Değerlendirme.....	22
2.3.2. Kümeleme	26
2.3.3. Birliktelik Kuralları	27
2.4. Eğitsel Veri Madenciliği	27
2.5. Yüksek Riskli Sınavlar (High-Stakes Exams)	29
2.5.1. Kamu Personel Seçme Sınavı (KPSS)	30
2.5.2. Akademik Personel ve Lisansüstü Eğitimi Giriş Sınavı (ALES).....	31
2.5.3. Yabancı Dil Bilgisi Seviye Tespit Sınavı (YDS).....	32
2.6. İlgili Araştırmalar	33
BÖLÜM III	37
YÖNTEM.....	37
3.1. Araştırma Modeli.....	37
3.2. Çalışma Grubu	38
3.3. Çalışma Verisi	39
3.4. Veri Analizi.....	45
BÖLÜM IV	48
BULGULAR	48
4.1. Birinci Alt Problem: KPSS Başarısıyla İlişkili Değişkenlere İlişkin Bulgular.....	48
4.1.1. CHAID Yöntemine İlişkin Bulgular.....	48
4.1.2. C&RT Yöntemine İlişkin Bulgular	49
4.1.3. MR Yöntemine İlişkin Bulgular	50
4.1.4. KNN Yöntemine İlişkin Bulgular	51
4.1.5. SVM Yöntemine İlişkin Bulgular	52

4.1.6. ANN Yöntemine İlişkin Bulgular	53
4.1.7. RF Yöntemine İlişkin Bulgular	54
4.2. İkinci Alt Problem: KPSS Başarısını Yordamada Model Performanslarına İlişkin Bulgular	55
4.3. Üçüncü Alt Problem: ALES Başarısıyla İlişkili Değişkenlere İlişkin Bulgular	58
4.3.1. ALES Sayısal Başarısıyla İlişkili Değişkenlere İlişkin Bulgular	58
4.3.1.1. CHAID Yöntemine İlişkin Bulgular.....	58
4.3.1.2. C&RT Yöntemine İlişkin Bulgular.....	59
4.3.1.3. MR Yöntemine İlişkin Bulgular	59
4.3.1.4. KNN Yöntemine İlişkin Bulgular	60
4.3.1.5. SVM Yöntemine İlişkin Bulgular	61
4.3.1.6. ANN Yöntemine İlişkin Bulgular	62
4.3.1.7. RF Yöntemine İlişkin Bulgular	63
4.3.2. ALES Sözel Başarısıyla İlişkili Değişkenlere İlişkin Bulgular.....	63
4.3.2.1. CHAID Yöntemine İlişkin Bulgular.....	63
4.3.2.2. C&RT Yöntemine İlişkin Bulgular.....	64
4.3.2.3. MR Yöntemine İlişkin Bulgular	65
4.3.2.4. KNN Yöntemine İlişkin Bulgular	65
4.3.2.5. SVM Yöntemine İlişkin Bulgular	66
4.3.2.6. ANN Yöntemine İlişkin Bulgular	67
4.3.2.7. RF Yöntemine İlişkin Bulgular	68
4.3.3. ALES Eşit Ağırlık Başarısıyla İlişkili Değişkenlere İlişkin Bulgular.....	69
4.3.3.1. CHAID Yöntemine İlişkin Bulgular.....	69
4.3.3.2. C&RT Yöntemine İlişkin Bulgular.....	70
4.3.3.3. MR Yöntemine İlişkin Bulgular	71
4.3.3.4. KNN Yöntemine İlişkin Bulgular	71
4.3.3.5. SVM Yöntemine İlişkin Bulgular	72
4.3.3.6. ANN Yöntemine İlişkin Bulgular	73
4.3.3.7. RF Yöntemine İlişkin Bulgular	74
4.4. Dördüncü Alt Problem: ALES Başarısını Yordamada Model Performanslarına İlişkin Bulgular.....	75
4.4.1. ALES Sayısal Başarısını Yordamada Model Performanslarına İlişkin Bulgular.....	76
4.4.2. ALES Sözel Başarısını Yordamada Model Performanslarına İlişkin Bulgular.....	78
4.4.3. ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Model Performanslarına İlişkin Bulgular.....	80

4.5. Beşinci Alt Problem: YDS Başarısıyla İlişkili Değişkenlere İlişkin Bulgular	82
4.5.1. C5.0 Yöntemine İlişkin Bulgular	82
4.5.2. CHAID Yöntemine İlişkin Bulgular	83
4.5.3. C&RT Yöntemine İlişkin Bulgular	83
4.5.4. MLR Yöntemine İlişkin Bulgular	84
4.5.5. KNN Yöntemine İlişkin Bulgular	85
4.5.6. SVM Yöntemine İlişkin Bulgular	86
4.5.7. ANN Yöntemine İlişkin Bulgular	86
4.5.8. RF Yöntemine İlişkin Bulgular	87
4.6. Altıncı Alt Problem: YDS Seviyelerini Sınıflandırmada Model Performanslarına İlişkin Bulgular.....	88
BÖLÜM V	91
TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER	91
5.1. Sonuç ve Tartışma.....	91
5.2. Öneriler	97
5.2.1. Uygulayıcılara Yönelik Öneriler.....	97
5.2.2. Araştırmacılara Yönelik Öneriler	99
KAYNAKLAR.....	101
EKLER	121
EK 1. Lise Türlerinin Grupları	122
EK 2. Lisans Programlarının Fakülte Grupları	125
EK 3. Lisans Programlarının Alanı	133
EK 4. Model Verisindeki Kategorik Değişkenlerin Betimsel İstatistikleri.....	141
EK 5. Model Verisindeki Sürekli Değişkenlerin Betimsel İstatistikleri.....	156

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 1. <i>Karışıklık Matrisi</i>	22
Tablo 2. <i>Çok Sınıflı Sınıflandırma Karışıklık Matrisi</i>	24
Tablo 3. <i>ÖSYM Tarafından Paylaşılan Veriler ve İçerik Bilgi Tablosu</i>	40
Tablo 4. <i>Lise Grupları ve Aday Sayıları</i>	41
Tablo 5. <i>Lisans Programlarının Fakülte Grupları ve Aday Sayıları</i>	41
Tablo 6. <i>Lisans Alanı ve Aday Sayıları</i>	42
Tablo 7. <i>Mezuniyet Yılı ve Aday Sayıları</i>	42
Tablo 8. <i>YGS Testlerinin Yıllara Göre Ortalama ve Standart Sapma Değerleri</i>	43
Tablo 9. <i>KPSS'ye Girme Sayısı ve Aday Sayıları</i>	43
Tablo 10. <i>YDS Puanı ve Yabancı Dil Seviyelerine Göre Aday Sayıları</i>	44
Tablo 11. <i>CHAID Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	49
Tablo 12. <i>C&RT Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	50
Tablo 13. <i>MR Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	51
Tablo 14. <i>KNN Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i> ..	52
Tablo 15. <i>SVM Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i> ...	53
Tablo 16. <i>ANN Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i> ...	54
Tablo 17. <i>RF Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	55
Tablo 18. <i>CHAID Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	58
Tablo 19. <i>C&RT Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	59
Tablo 20. <i>MR Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	60
Tablo 21. <i>KNN Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	60

Tablo 22. SVM Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	61
Tablo 23. ANN Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	62
Tablo 24. RF Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	63
Tablo 25. CHAID Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	64
Tablo 26. C&RT Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	64
Tablo 27. MR Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	65
Tablo 28. KNN Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	66
Tablo 29. SVM Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	67
Tablo 30. ANN Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	68
Tablo 31. RF Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	69
Tablo 32. CHAID Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	70
Tablo 33. C&RT Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	70
Tablo 34. MR Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	71
Tablo 35. KNN Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	72
Tablo 36. SVM Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	73
Tablo 37. ANN Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	74
Tablo 38. RF Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri	75

Tablo 39. <i>C5.0 Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	82
Tablo 40. <i>CHAID Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	83
Tablo 41. <i>C&RT Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	84
Tablo 42. <i>MLR Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	84
Tablo 43. <i>KNN Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	85
Tablo 44. <i>SVM Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	86
Tablo 45. <i>ANN Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	87
Tablo 46. <i>RF Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri</i>	88

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1. Veri tabanlarında bilgi keşfi süreci	8
Şekil 2. CRISP-DM modelinin aşamaları	9
Şekil 3. Veri madenciliği modelleri ve görevleri	11
Şekil 4. Eğitimde veri madenciliği uygulama döngüsü.....	27
Şekil 5. Araştırma süreci	37
Şekil 6. KPSS başarısını yordamada modellerin MAE değerlerinin karşılaştırılması	56
Şekil 7. KPSS başarısını yordamada modellerin r değerlerinin karşılaştırılması.....	57
Şekil 8. ALES Sayısal başarısını yordamada modellerin MAE değerlerinin karşılaştırılması	76
Şekil 9. ALES Sayısal başarısını yordamada modellerin r değerlerinin karşılaştırılması....	77
Şekil 10. ALES Sözel başarısını yordamada modellerin MAE değerlerinin karşılaştırılması	78
Şekil 11. ALES Sözel başarısını yordamada modellerin r değerlerinin karşılaştırılması	79
Şekil 12. ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada modellerin MAE değerlerinin karşılaştırılması	80
Şekil 13. ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada modellerin r değerlerinin karşılaştırılması	81
Şekil 14. YDS seviyelerini sınıflandırmada model performanslarının karşılaştırılması.....	89

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

ALES	Akademik Personel ve Lisansüstü Eğitimi Giriş Sınavı
ANN	Artificial Neural Networks
ANO	Akademik Not Ortalaması
C&RT	Classification and Regression Trees
CHAID	CHi-Squared Automatic Interaction Detection
CRISP-DM	Cross Industry Standard Process for Data Mining
e-YDS	Elektronik Yabancı Dil Sınavı
GMAT	Graduate Management Admission Test
GRE	Graduate Record Examination
GRI	Generalized Rule Induction
IELTS	International English Language Testing System
KNN	K-Nearest Neighbor
KPSS	Kamu Personel Seçme Sınavı
LES	Lisansüstü Eğitimi Giriş Sınavı
LR	Lojistik Regresyon
MAE	Mean Absolute Error
MLP	Multi-Layer Perceptron
MLR	Multinomial Logistic Regression
MR	Multiple Regression
OBP	Ortaöğretim Başarı Puanı
ÖSS	Öğrenci Seçme Sınavı
ÖSYM	Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi
ÖSYS	Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Sistemi
RF	Random Forest
SAT	Scholastic Aptitude Test
SPSS	Statistical Package for the Social Sciences

SVM	Support Vector Machine
SQL	Structured Query Language
TOEFL	Test of English as a Foreign Language
YDS	Yabancı Dil Bilgisi Seviye Tespit Sınavı
YGS	Yükseköğretime Geçiş Sınavı
YKS	Yükseköğretim Kurumları Sınavı



BÖLÜM I

GİRİŞ

Araştırmanın bu bölümünde problem durumu, araştırmanın amacı, önemi, araştırma problemi ve alt problemleri, araştırmanın sınırlılıkları ve sayıltılarına yer verilmiştir.

1.1. Problem Durumu

Gelişen ve hızla değişen teknoloji günümüzde büyük verinin oluşmasına katkı sağlayıp oluşan bu verinin modellenmesi ve yorumlanmasıyla veriden bilgiye ulaşmayı kolaylaştırmaktadır. Veri tabanlarında bilginin keşfi olarak da adlandırılan ve büyük miktardaki veriden yeni ve potansiyel olarak faydalı bilgilerin keşfedildiği bir alan olarak tanımlanan veri madenciliği (*Data Mining*) (Baker, 2010) uygulamalarının eğitim alanındaki verilere dayanması da eğitsel veri madenciliği (*Educational Data Mining*) (Romero & Ventura, 2020) olarak incelenmektedir. Bu bağlamda eğitim alanındaki büyük miktardaki verilerin yorumlanarak modellendiği ve gelecek durumlara yönelik tahminler aracılığıyla bilginin keşfedildiği eğitsel veri madenciliği yöntemleriyle eğitim olgusunu açıklayarak eğitimsel alanda ilerlemeler amaçlanmaktadır (Romero & Ventura, 2013). Eğitsel veri madenciliği çalışmaları Millî Eğitim Bakanlığı 2023 Eğitim Vizyonunda da gündeme alınmış olup eğitsel veri ambarı oluşturularak akademik başarı, ilgi ve yeteneği değerlendirmede veriye dayalı karar verme süreçlerinin önemi ve gerekliliği vurgulanmaktadır (Akgün, 2019).

Bireylerin kariyer ve meslek edinim sürecinde yeteneklerini ve alandaki yeterliğini belgelemesinde önemli olan, ulusal ya da uluslararası düzeyde geniş ölçekte uygulanan yüksek riskli sınavların derinlemesine analiz edilmesi ve başarıyla ilişkili değişkenlerin belirlenmesi eğitim öğretimde kalitenin artırılmasına katkı sağlamaktadır. Veriden bilgi keşfine imkân sağlayan veri madenciliği yöntemlerinin eğitim alanına entegrasyonu ile geniş kitlelere uygulanan ve sonuçlarının birey ve toplum için büyük önem arz ettiği yüksek riskli sınavlar kapsamlı biçimde değerlendirilebilmektedir. Bu sınavlara giren aday sayıları yüksek olduğundan veri setleri büyük veri yapısında olup bu verilerden başarıyla ilişkili değişkenlerin keşfedilmesinde eğitsel veri madenciliği uygulamalarına ihtiyaç duyulmaktadır.

Alanyazında, ulusal düzeyde uygulanan yüksek riskli sınavlardaki başarıyla ilişkili değişkenlerin araştırılmasına yönelik çalışmalar (Ar, Hamzaçebi & Baki, 2013; Arapgirlioğlu, Zahal, Gürpınar & Özhan, 2014; Arıkan & D'Costa, 2016; Bahar, 2006; Baştürk, 2008; Çetin, 2019; Demir, 2015; Ercoşkun & Nalçacı, 2009; Gültekin, 2021; Kablan, 2010; Özçınar, 2006) bulunmasına rağmen bu sınavlardaki başarı durumunu veriden bilgi keşfinde büyük verilerle veri madenciliği yöntemlerine dayalı inceleyen çalışma oldukça sınırlıdır (Ar vd., 2013; Demir, 2015; Özçınar, 2006). Yüksek riskli sınavların geniş ölçekte uygulandığı ve bireylerin hayatlarını önemli ölçüde etkilediği düşünüldüğünde bu sınavlarda başarıyla ilişkili değişkenlerin büyük veri yapılarından anlamlı sonuçların elde edilmesinde kullanılan veri madenciliği yöntemleriyle araştırılmasına yönelik çalışmaların artırılması önemlidir. Bu bağlamda adayların demografik özellikleri, ortaöğretim başarı puanı (OBP), Yükseköğretime Geçiş Sınavı (YGS), akademik not ortalaması (ANO) gibi önceki yıllardaki başarı durumları, sınava girme sayısı ve eğitim bilgileri gibi değişkenler kullanılarak Kamu Personel Seçme Sınavı (KPSS), Akademik Personel ve Lisansüstü Eğitimi Giriş Sınavı (ALES), Yabancı Dil Bilgisi Seviye Tespit Sınavı (YDS) başarılarıyla ilişkili değişkenlerin belirlenmesi ve kullanılan yöntemlerin performanslarının karşılaştırılmasıyla hem sınav başarısı hem de uygun yöntem belirlemeye yönelik kapsamlı değerlendirmeler sunulmaktadır. Eğitsel veri madenciliği uygulamalarına yönelik çalışmalarla, hem veri tabanlarında giderek artan büyük verilerden bireylerin farklı zaman dilimlerindeki başarı durumlarının bütüncül biçimde derinlemesine analiz edilmesi hem de uygulanan veri madenciliği yöntemlerinin

performanslarının karşılaştırılabilmesiyle çalışmanın ilgili alandaki açığın giderilmesinde katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

1.2. Araştırmanın Amacı

Bu çalışmanın amacı, yüksek riskli sınavlarda başarıyla ilişkili değişkenleri veri madenciliği yöntemleriyle incelemek ve kullanılan yöntemlerinin performanslarını karşılaştırmaktır. Bu kapsamda cinsiyet, YGS puanı, lise türü, OBP, üniversite türü, ANO, lise, üniversite, fakülte, lisans programı, lisans alanı, mezuniyet yılı, sınava girme sayısı gibi değişkenler kullanarak Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM) tarafından ulusal düzeyde gerçekleştirilen KPSS, ALES ve YDS'deki başarıyla ilişkili değişkenler incelenmekte ve başarının yordanmasında kullanılabilecek uygun veri madenciliği yöntemleri belirlenmektedir. Yüksek riskli sınavlardaki başarı durumları C5.0, CHAID, C&RT karar ağaçları, K-en yakın komşu (*K-Nearest Neighbor-KNN*), çoklu regresyon (*Multiple Regression-MR*), multinomial lojistik regresyon (*Multinomial Logistic Regression-MLR*), destek vektör makineleri (*Support Vector Machine-SVM*), yapay sinir ağları (*Artificial Neural Networks-ANN*) ve rastgele orman (*Random Forest-RF*) yöntemleri kullanılarak incelenmekte, model değerlendirme performansı açısından yöntemlerin etkililiği araştırılmaktadır.

1.3. Araştırmanın Önemi

Eğitimde veri madenciliği yöntemlerinin kullanılması çeşitli ve daha anlamlı bulgular elde etme imkânı sağlayacağından eğitimde karar verme süreçlerine rehberlik etmede ve kaliteyi artırmada önemlidir (Anuradha, Velmurugan & Anandavally, 2015; Erdoğan & Timor, 2005; Namratha & Sharma, 2016). Araştırma kapsamında ulusal düzeyde geniş ölçekte uygulanan ve sonuçları kamu kurum ve kuruluşlarında işe alımlar, akademik çalışmalar ve yeterlilikleri belgelemede önemli bir yer tutan yüksek riskli sınavlardaki başarı durumlarıyla ilişkili değişkenleri belirlemek ve bu değişkenleri belirlemede kullanılan yöntemlerin performanslarını değerlendirmek amaçlandığından araştırma sonuçlarının eğitim stratejilerinin geliştirilmesinde katkı sağlayıcı olduğu düşünülmektedir. Ayrıca, araştırma sonucunda aynı adaya ait farklı zaman dilimlerindeki başarı durumlarının

incelendiği geniş örnekleme dayalı boylamsal veri kullanıldığından sonuçlara bağlı kapsamlı değerlendirmeler elde edilebilmektedir. Araştırma, meslek edinim ya da kariyer amaçlı karar verme süreçlerinde kullanılan yüksek riskli sınavlardaki başarıyla ilişkili değişkenlere dayalı genellenebilirliği yüksek sonuçlar sunabilmektedir.

1.4. Problem İfadesi

Yüksek riskli sınavlarda başarıyla ilişkili değişkenler (cinsiyet, OBP, ANO, lise türü, üniversite türü, mezuniyet yılı, lise, üniversite, lisans programı, fakülte, lisans alanı, sınava girme sayısı, YGS Türkçe, YGS Matematik, YGS Sosyal Bilimler, YGS Fen Bilimleri, KPSS Genel Yetenek, KPSS Genel Kültür, ALES Sayısal, ALES Sözel ve YDS puanı) nelerdir? CHAID, C&RT, KNN, MR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin ALES ve KPSS başarısını yordama performansı ile C5.0, CHAID, C&RT, KNN, MLR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin YDS seviyelerini belirlemede sınıflandırma performansları ne düzeydedir?

1.5. Alt Problemler

Araştırmanın alt problemleri;

1. Adayların KPSS başarısıyla ilişkili değişkenler (cinsiyet, OBP, ANO, lise türü, üniversite türü, mezuniyet yılı, lise, üniversite, lisans programı, fakülte, lisans alanı, sınava girme sayısı, YGS Türkçe, YGS Matematik, YGS Sosyal Bilimler, YGS Fen Bilimleri, ALES Sayısal, ALES Sözel ve YDS puanı) nelerdir?
2. KPSS başarısıyla ilişkili değişkenleri belirlemede CHAID, C&RT, KNN, MR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin yordama performansları ne düzeydedir?
3. Adayların ALES başarısıyla ilişkili değişkenler (cinsiyet, OBP, ANO, lise türü, üniversite türü, mezuniyet yılı, lise, üniversite, lisans programı, fakülte, lisans alanı, YGS Türkçe, YGS Matematik, YGS Sosyal Bilimler, YGS Fen Bilimleri, KPSS Genel Yetenek, KPSS Genel Kültür ve YDS puanı) nelerdir?
 - 3.1. Adayların ALES Sayısal başarısıyla ilişkili değişkenler (cinsiyet, OBP, ANO, lise türü, üniversite türü, mezuniyet yılı, lise, üniversite, lisans programı, fakülte,

lisans alanı, YGS Türkçe, YGS Matematik, YGS Sosyal Bilimler, YGS Fen Bilimleri, KPSS Genel Yetenek, KPSS Genel Kültür ve YDS puanı) nelerdir?

3.2. Adayların ALES Sözel başarıyla ilişkili değişkenler (cinsiyet, OBP, ANO, lise türü, üniversite türü, mezuniyet yılı, lise, üniversite, lisans programı, fakülte, lisans alanı, YGS Türkçe, YGS Matematik, YGS Sosyal Bilimler, YGS Fen Bilimleri, KPSS Genel Yetenek, KPSS Genel Kültür ve YDS puanı) nelerdir?

3.3. Adayların ALES Eşit Ağırlık başarıyla ilişkili değişkenler (cinsiyet, OBP, ANO, lise türü, üniversite türü, mezuniyet yılı, lise, üniversite, lisans programı, fakülte, lisans alanı, YGS Türkçe, YGS Matematik, YGS Sosyal Bilimler, YGS Fen Bilimleri, KPSS Genel Yetenek, KPSS Genel Kültür ve YDS puanı) nelerdir?

4. ALES başarıyla ilişkili değişkenleri belirlemede CHAID, C&RT, KNN, MR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin yordama performansları ne düzeydedir?

4.1 ALES Sayısal başarıyla ilişkili değişkenleri belirlemede CHAID, C&RT, KNN, MR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin yordama performansları ne düzeydedir?

4.2. ALES Sözel başarıyla ilişkili değişkenleri belirlemede CHAID, C&RT, KNN, MR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin yordama performansları ne düzeydedir?

4.3. ALES Eşit Ağırlık başarıyla ilişkili değişkenleri belirlemede CHAID, C&RT, KNN, MR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin yordama performansları ne düzeydedir?

5. Adayların YDS başarıyla ilişkili değişkenler (cinsiyet, OBP, ANO, lise türü, üniversite türü, mezuniyet yılı, lise, üniversite, lisans programı, fakülte, lisans alanı, YGS Türkçe, YGS Matematik, YGS Sosyal Bilimler, YGS Fen Bilimleri, KPSS Genel Yetenek, KPSS Genel Kültür, ALES Sayısal ve ALES Sözel puanları) nelerdir?

6. YDS seviyelerini belirlemede C5.0, CHAID, C&RT, KNN, MLR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin sınıflandırma performansları ne düzeydedir?

1.6. Sınırlılıklar

Araştırma kapsamında incelenen çalışma grubu 2020 yılında KPSS Lisans, ALES/1, YDS İngilizce testini alan adaylarla ve bu adayların ÖSYM tarafından paylaşılan verileriyle sınırlıdır.

1.7. Sayıtlar

Araştırma kapsamında kullanılan veriler ÖSYM'den temin edilmiş olup sınav başvuruları sırasında aday beyanlarının doğru olduğu varsayılmıştır.



BÖLÜM II

ARAŞTIRMANIN KURAMSAL TEMELİ VE İLGİLİ ARAŞTIRMALAR

Bu bölüm araştırmanın kuramsal temelini oluşturan yüksek riskli sınavlar ve veri madenciliği yöntemlerine dayalı bilgilerden ve alanyazındaki ilgili araştırmalardan oluşmaktadır.

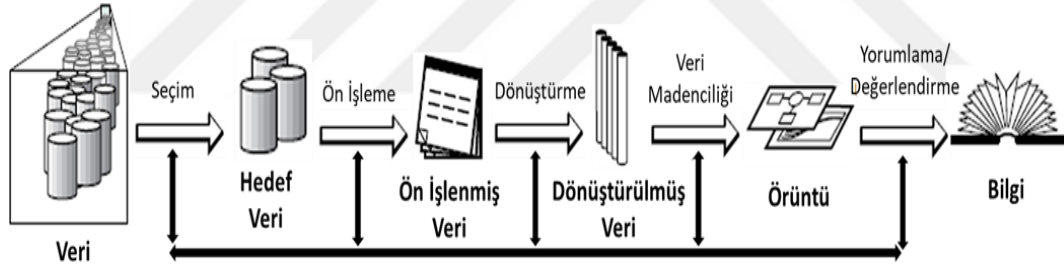
2.1. Veri Madenciliği

Büyük ölçekli verilerin analizi, verilerdeki gruplara dayalı anlamlı örüntülerin keşfedilmesi, bağımlı ve aykırı durumların tespitinde kullanılan veri madenciliği yapay zeka (*artificial intelligence*), makine öğrenimi (*machine learning*), doğal dil işleme (*natural language processing*), istatistik ve veritabanı sistemlerini entegre eden çok disiplinli bir alandır (ElAtia, Ipperciel & Zaïane, 2016). Gorunescu (2011)'ya göre de veri madenciliği büyük verilerden önceden bilinmeyen, örtük ve potansiyel olarak da faydalı bilgilerin keşfedildiği bilim dalıdır. Veri tabanlarında bilgi keşfi (*Knowledge Discovery in Databases*) sürecinin bir adımı olarak veri madenciliği, veriden bilgiyi keşfetmede algoritmaların uygulanması olarak tanımlanmaktadır (Fayyad, Piatetsky-Shapiro & Smyth, 1996a). Veriden anlamlı örüntüler keşfetme süreci olarak da tanımlanan veri madenciliği (Witten, Frank & Hall, 2011), bilişim teknolojilerindeki gelişmelerin doğal bir sonucu olarak görülebilmektedir (Han, Kamber & Pei, 2012). Veri madenciliğinde, veri yapılarını organize ederek bilgilerin birbirleriyle ilişkileri, birliktelik kuralları, sınıflandırmada bilinmeyen değerleri tahmin etme, kümeleme gibi çeşitli alanlarda sonuçlara

ulaşılabildiğinden analiz sonuçları karar verme süreçlerinde önemli bilgiler sunmaktadır (Pena-Ayala, 2014). Bilginin önceden bilinmeyen olduğu, sonucun tahmin edilemediği veri madenciliği yöntemleri, başka yöntemlerle bulunan sonuçların ispatı olmayıp önceden hiç aklı gelmeyen sonuçları ortaya koymasıyla diğer yöntemlerden farklıdır (Silahtaroglu, 2008).

2.2. Veri Madenciliği Süreci

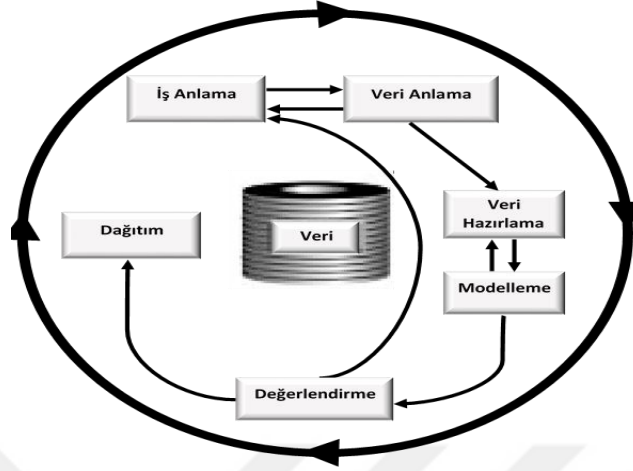
Veri tabanında gizli bilgiyi bulma olarak tanımlanan veri madenciliği, “keşifsel veri analizi, veriye dayalı keşif, tündengelim öğrenme” olarak da adlandırılmaktadır (Dunham, 2003, s.3). Veri tabanlarında bilgi keşfi süreci; veri temizleme, veri bütünleştirme, veri seçme, veri dönüştürme, veri madenciliği, model değerlendirme ve bilginin sunumu adımlarından oluşmaktadır (Han vd., 2012). Veri tabanlarında bilgi keşfi süreci Şekil 1’de verilmiştir (Fayyad, Piatetsky-Shapiro & Smyth, 1996b, s.29).



Şekil 1. Veri tabanlarında bilgi keşfi süreci. Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G. & Smyth, P. (1996b). The KDD process for extracting useful knowledge from volumes of data, *Communications of the ACM*, 39(11), 27-34. <https://doi.org/10.1145/240455.240464>

Şekil 1 incelendiğinde, veri tabanlarında bilgi keşfinin veri tabanındaki verinin seçimi, ön işleme ve dönüştürme adımlarından sonra veri madenciliği yöntemlerini uygulayarak algoritmalara dayalı örüntülerin değerlendirilmesi ve bilgiye ulaşılması şeklinde bir süreci ifade ettiği görülmektedir (Fayyad, Piatetsky-Shapiro & Smyth, 1996b). Veri madenciliği sürecinin standartlaştırılmasını amaçlayan ve 1996 yılında DaimlerChrysler, SPSS ve NCR

tarafından geliştirilen Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) süreç modeli ise Şekil 2’de sunulmaktadır (Chapman vd., 2000, s.13).



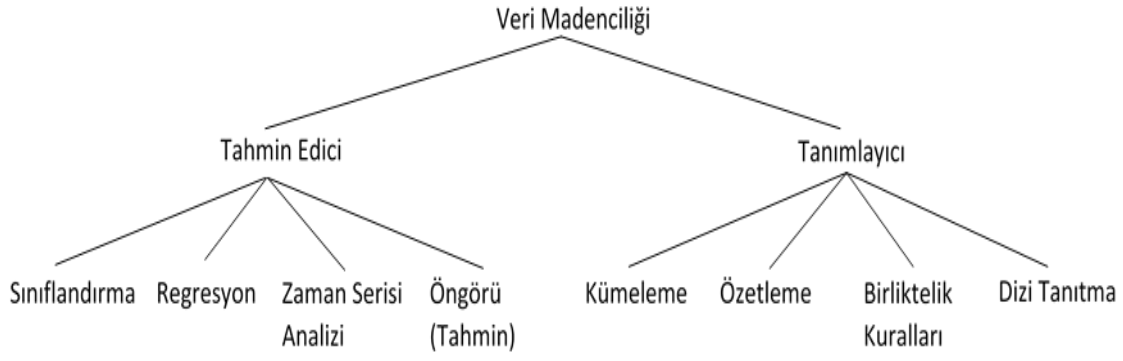
Şekil 2. CRISP-DM modelinin aşamaları. Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C. & Wirth, R. (2000). *CRISP-DM 1.0 step-by-step data mining guide*. <https://www.kde.cs.uni-kassel.de/wp-content/uploads/lehre/ws2012-13/kdd/files/CRISPWP-0800.pdf> sayfasından erişilmiştir.

Şekil 2’de görüldüğü gibi CRISP-DM süreç modeli, işi anlama, veriyi anlama, veri hazırlama, modelleme, değerlendirme ve dağıtım adımlarından oluşmaktadır (Chapman vd., 2000). Veri madenciliği sürecindeki adımları gösteren Şekil 2’de oklar, adımlar arasındaki en önemli ve sık kullanılan bağımlı durumları göstermekle birlikte altı aşamadan oluşan döngüde adımlar arası ileri geri hareketler gereklidir (Chapman vd., 2000). CRISP-DM sürecindeki işi anlama adımında araştırmanın amacı, gerekçesi (Ersöz, 2019), performans ölçütleri, süreçte ortaya çıkan sonucun kullanılacağı durumlar (Sumathi & Sivanandam, 2006), kurumun hedefleri ve veri madenciliğinin nasıl bir fonksiyonunun olacağı belirtilmelidir (Fernandez, 2003). Veri anlama adımında veriyi seçme, grafiklerle inceleme ve veri gruplarını hipotez oluşturabilmek için değerlendirmeyi kapsar (Ersöz, 2019). Veri hazırlama adımı; veri toplama, temizleme, bütünleştirme, dönüştürme ve indirgeme işlemleriyle verinin hazırlanmasıdır (Han vd., 2012). Veri toplama sürecinde, veri henüz işlenmemiş ham değerlerle bir araya getirilir (Ersöz, 2019). Veri temizleme sürecinde, yanlış ya da eksik gürültülü veriler, uç değerler incelenir, eksik değere ilişkin hatalar sabit bir değer, değişkenin ortalama değeri ya da regresyon/karar ağacı teknikleriyle

tahmin edilen değeriyle doldurularak ya da eksik veri içeren kayıtların silinmesiyle düzeltilebilir (Han vd., 2012). Ersöz (2019), modelin güvenilirliği ve bilginin kalitesini artırmada veri temizleme adımının çok önemli olduğunu belirtmektedir. Veri özelliklerini gösteren ve veri hakkındaki veri anlamına gelen meta veriler kullanılarak veri bütünleştirme yapılmaktadır. Verilerin dönüştürülmesi sürecinde verileri modele uygun hale getirmek için düzeltme, birleştirme, normalleştirme ve genelleştirme adımları uygulanır. Verilerin indirgenmesi, değişken sayısının fazla olup gereksiz verilerin azaltılması amacıyla faktör analizi, temel bileşenler analizi gibi yöntemlerle boyut indirgeme, veri küpü, örnekleme, veri sıkılaştırma, kesikli hale getirme, nitelik birleştirme gibi teknikler mevcuttur (Ersöz, 2019). Modelleme adımı, yinelenen bir süreç olup araştırmanın amacına uygun en iyi performansı veren modellerin kurularak denenmesi sürecidir (Chapman vd., 2000). Değerlendirme adımı, modellerin doğruluk değerlerinin karşılaştırılması elde edilen bilginin güvenilirlik, geçerlik, yararlılık, yenilik ve basitlik kriterlerine göre değerlendirilmesi sürecidir. Bu aşamada modelin doğruluk derecesini değerlendirmede risk matrisleri, modelin sağladığı faydayı değerlendirmede kaldıraç (*Lift*) oranı, kazanç (*Gain*) oranı, genel yanıtlar (*Response*) ve kâr (*Profit*) grafikleri yaygın olarak kullanılmaktadır (Ersöz, 2019). Dağıtım adımı ise model sonuçlarının izlenmesi süreci olup zamanla ortaya çıkan değişikliklere bağlı olarak modelin düzenlendiği bu aşamada değişkenler arasındaki farklılıkları gösteren grafiklerden yararlanılabilir (Ersöz, 2019).

2.3. Veri Madenciliği Modelleri

Veri madenciliği modelleri, Şekil 3'te de görüldüğü gibi sınıflama, regresyon, zaman serisi analizi, öngörü (tahmin) yöntemlerinden oluşan tahmin edici (*predictive*) ve kümeleme, özetleme, birliktelik kuralları, dizi tanıtlama yöntemlerinden oluşan tanımlayıcı (*descriptive*) olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır (Dunham, 2003, s.5).



Şekil 3. Veri madenciliği modelleri ve görevleri. Dunham, M.H. (2003). *Data mining: Introductory and advanced topics*. New Jersey: Pearson Education.

Tahmin edici modellerde, farklı verilerdeki bilinen sonuçlar kullanılarak verideki değerler tahmin edilirken, tanımlayıcı modellerde verideki örüntüler ve ilişkiler tanımlanır (Dunham, 2003). Veri madenciliği modelleri genel olarak sınıflandırma (*classification*), kümeleme (*clustering*) ve birliktelik kuralları (*association rules*) adı altında üç ana başlıkta toplanmaktadır (Akpınar, 2017).

2.3.1. Sınıflandırma

Sınıflandırma, verilerin önceden tanımlanmış gruplara ya da sınıflara ayrılmasıdır ve sınıflar önceden belirlendiğinden denetimli öğrenme olarak da adlandırılır (Dunham, 2003). Sınıflama aşamalarında model seçimi sonrası sınıfların bilindiği örnek bir veri seti eğitim (*training*) ve test (*test*) olarak ikiye ayrılıp eğitim verisi öğrenme algoritmalarıyla öğrendikten sonra sınıfları gizlenen test verisi üzerinde test edilir (Hämäläinen & Vinn, 2011). Sınıflandırma yöntemleri lineer regresyon, lojistik regresyon (LR), Bayes sınıflandırma gibi istatistiğe ya da karar ağaçları, ANN, SVM, KNN yöntemi gibi makine öğrenimine dayalı olabilmektedir (Akpınar, 2017). Çalışma kapsamında sınıflandırmaya dayalı yöntemlerden C5.0, C&RT, CHAID, MR, MLR, KNN, SVM, ANN ve RF yöntemleri kullanılmaktadır.

2.3.1.1. C5.0

C5.0 Ross Quinlan tarafından üretilen ID3 (*Iterative Dichotomiser* (iteratif ikiye bölme)) algoritması (Quinlan, 1986) ve onun ileri versiyonu olan C4.5 algoritmasının (Quinlan, 1993) geliştirilmiş halidir (Wendler & Gröttrup, 2021). Kazanım (*gain*) değeri büyük olan özellik düzeyine göre dallanma yapan ID3 algoritmasında “kategori sayısı fazla olan özelliklerin kazanım değerinin daha büyük olma eğiliminde olması” nedeniyle kategori sayısına göre düzeltme yaparak kazanım oranı (*gain ratio*) değerini kullanan C4.5 algoritması önerilmiş ve bu algoritmanın Open Database Connectivity veri tabanı destekli versiyonu için C5.0 algoritması geliştirilmiştir (Altunkaynak, 2019, s.50). C5.0 algoritması, karar ağacı oluştururken maksimum bilgi kazanımı (information gain) dayalı en iyi bölme kriteri olarak entropiyi kullanmaktadır (Dunham, 2003; Gorunescu, 2011). Entropi, belirsizliğin ölçüsü olarak tanımlanmakta olup tüm verilerin tek bir sınıfa ait olması durumunda 0, tüm olasılıkların eşit olması durumunda 1 değerini alır (Dunham, 2003). Olasılıklar $p_1, p_2, \dots, p_s$ ve $\sum_{i=1}^s p_i = 1$ olarak verildiğinde entropi değeri denklem 2.1 ile hesaplanmaktadır (Dunham, 2003, s.98).

$$H(p_1, p_2, \dots, p_s) = \sum_{i=1}^s (p_i \log(1/p_i)) \quad (2.1)$$

Bilgi kazanımı bir veri setinin (D), bir özellik $H(D)$ üzerinden s yeni duruma bölünmesi $S=\{D_1, D_2, \dots, D_s\}$ durumunda, tüm veri setinin entropi değerinden alt bölüm veri kümelerinin her birinden gelen entropilerin ağırlıklı toplamalarının farkının belirlenmesiyle elde edilmekte olup denklem 2.2 ile hesaplanmaktadır (Dunham, 2003, s.98).

$$\text{Gain}(D, S) = H(D) - \sum_{i=1}^s P(D_i)H(D_i) \quad (2.2)$$

Kazanım oranı ise bilgi kazanımının aksine bölünme kriteri olarak her bölümün niceliğini de dikkate alarak belirlenmekte olup denklem 2.3 ile hesaplanmaktadır (Dunham, 2003, s.101).

$$\text{GainRatio}(D, S) = \frac{\text{Gain}(D, S)}{H\left(\frac{|D_1|}{|D|}, \dots, \frac{|D_s|}{|D|}\right)} \quad (2.3)$$

Bölünme kriteri olarak ortalamadan daha büyük bilgi kazanımını sağlayan en büyük kazanım oranı kullanılmaktadır (Dunham, 2003). Ayrıca, karar ağacı oluşturulurken tahmini hataya dayalı olarak alt ağacı bir yaprakla değiştirme ya da alt ağacı budama stratejilerine göre yapraklardan köke doğru budama işlemleri uygulanır (Crawford, 1989).

2.3.1.2. C&RT (Classification and Regression Trees)

C&RT Breiman, Friedman, Olshen ve Stone (1984) tarafından geliştirilen ve her düğümde ikili dallandırma yapan bir karar ağacı algoritmasıdır (Dunham, 2003). Sınıflandırma ve regresyon ağaçları olarak adlandırılan bu algorithmada hedef değişken kategorik ya da sürekli olabilir (Altunkaynak, 2019). C&RT algoritması dallandırma kriteri olarak sınıflandırma ağaçlarında (*classification trees*) Gini indeksi veya Twoing kriterini kullanılırken, regresyon ağaçlarında (*regression trees*) dallandırma kriteri için ortalama karesel hata (mean squared error) kullanır (Kantardzic, 2020). Gini indeksi safsızlık (*impurity*) ölçüsü (Wendler & Gröttrup, 2021) olup bu bölünme kriterinin hesaplanmasında denklem 2.4 kullanılmaktadır (Kantardzic, 2020, s.219).

$$\text{Gini}(S) = 1 - \sum_{i=0}^{c-1} (P_i)^2 \quad (2.4)$$

Bu denklemde S veri setini, c önceden tanımlanan sınıf sayısını, C_i , $i=1, \dots, c-1$ için sınıfları, S_i , C_i sınıfına ait örnek sayısını, $P_i = s_i/S$, kümedeki C_i sınıfının göreceli frekansı olarak ifade edilmektedir. Bir özelliği k alt kümeye (S_i) ayırma (*split*) kalitesi, alt kümelerin Gini indekslerinin ağırlıklı toplamıyla hesaplanmakta olup Gini ayırma ($\text{Gini}_{\text{split}}$) değerinin hesabında denklem 2.5 kullanılmaktadır (Kantardzic, 2020, s.219).

$$\text{Gini}_{\text{split}} = \sum_{i=0}^{k-1} \left(\frac{n_i}{n}\right) \text{Gini}(S_i) \quad (2.5)$$

n_i bölmeden sonra S_i alt kümesindeki örnek sayısını, n verilen düğümdeki toplam örnek sayısını temsil etmekte olup tüm olası özellikler için Gini ayırma ($Gini_{split}$) değeri hesaplanmaktadır. Hedef değişkendeki kategori sayısının fazla olduğu durumlarda ise bölme kriteri olarak Gini indeksi yerine Twoing kriteri kullanılmaktadır (Wendler & Gröttrup, 2021). Twoing kriteri denklem 2.6 ile hesaplanmaktadır (Breiman vd., 1984, s.316).

$$\phi(s|t) = 2P_L P_R \sum_{j=1}^J |P(j|t_L) - P(j|t_R)| \quad (2.6)$$

$\phi(s|t)$ bölünme için twoing kriterini; P_L ve P_R öğrenim kümesindeki bir kaydın ağacın solunda veya sağında kalma olasılığını; $P(j|t_L)$ ve $P(j|t_R)$ ise j sınıfındaki bir kaydın ağacın solunda veya sağında olma olasılığını göstermektedir. Twoing kriteri büyük olan ya da Gini ayırma değeri küçük olan özellik dallandırma için seçilmekte ve sınıfları belirlemede en belirleyici özellik olarak değerlendirilmektedir (Altunkaynak, 2019). Regresyon ağaçları tahmin edilen değerlerin sayılar olması dışında sınıflandırma ağaçlarına benzerdir ve en düşük ortalama karesel hataya göre ağacın büyüme ve budaması gerçekleştirilmektedir (Kantardzic, 2020). Ortalama karesel hata ise denklem 2.7 ile hesaplanmaktadır (Murphy, 1988, s.2418).

$$MSE(f, x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - x_i)^2 \quad (2.7)$$

Burada, $MSE(f, x)$ ortalama karesel hata, n örneklem sayısı, f_i i. gözlemin tahmin değeri, x_i i. gözlemin gözlenen değerini temsil etmektedir. C&RT algoritmasında karar ağacı oluştururken veriler bölünme kriterlerine dayalı olarak gittikçe daha homojen olan düğümlere sahip maksimum boyutta dallara ayrıldıktan sonra geriye doğru budama işlemi uygulanmaktadır (Crawford, 1989).

2.3.1.3. CHAID (CHI-squared Automatic Interaction Detection)

CHI-kare otomatik etkileşim algılama Kass (1980) tarafından geliştirilen ve ki-kare (χ^2) istatistiğine dayanan karar ağacı algoritmasıdır (Dunham, 2003). Bu algoritmada tahmin edici değişkenlerin kategorik olması gerekmektedir ve sürekli olduğu durumlarda algoritma otomatik olarak bu değişkenleri istatistiksel benzerliklerine göre kategorilerde gruplandırmaktadır (Wendler & Gröttrup, 2021). Tahmin edici değişkenin kategorilerindeki olası gruplandırmalar χ^2 testinin en yüksek anlamlılık düzeyine göre belirlenmekle birlikte (Kass, 1980) bu algoritmada ikiden fazla alt gruba bölünmeye izin verilmektedir (Wendler & Gröttrup, 2021). Hedef değişkenin kategorik olduğu durumlarda χ^2 testi, sürekli olduğu durumlarda ise F testi kullanılmaktadır (Rokach & Maimon, 2015). Her i kategorisi için o_i gözlenen frekansları, e_i beklenen frekansları gösteren χ^2 istatistiği denklem 2.8 ile hesaplanmaktadır (Giudici, 2003, s.162).

$$\chi^2 = \sum_i \frac{(o_i - e_i)^2}{e_i} \quad (2.8)$$

F testi ise denklem 2.9 ile hesaplanmaktadır. Denklemden n gruptaki gözlem sayısı, k grup sayısı, $\sum n_i(\bar{x}_i - \bar{x})^2$ gruplararası kareler toplamı, $\sum(n_i - 1) s_i^2$ grupları içi (hata) kareler toplamını temsil etmekte olup $F_{(k-1), (n-k)}$ değerine göre anlamlılık düzeyine karar verilir (Peck, Olsen & Devore, 2008).

$$F = \frac{(n - k) \sum n_i(\bar{x}_i - \bar{x})^2}{(k - 1) \sum(n_i - 1) s_i^2} \quad (2.9)$$

CHAID algoritmasında bölme kriteri olarak Bonferroni düzeltilmiş p değeri kullanılmaktadır (Kass, 1980). Bu algoritmada budama işlemi yapılmamakta (Rokach & Maimon, 2015; Wendler & Gröttrup, 2021) olup istatistiksel testler kullanılarak ağacın fazla büyümesi önlenmektedir (Dunham, 2003).

2.3.1.4. Regresyon

Regresyon analizi değişkenler arasındaki fonksiyonel ilişkilerin araştırılması (Chatterjee & Hadi, 2012) ve modellenmesine dayalı istatistiksel bir yöntemdir (Montgomery, Peck & Vining, 2012). Bağımsız değişken (*predictor*) ile bağımlı (*response*) değişken arasındaki doğrusal (*linear*) ilişkinin matematiksel ifadesi olan regresyon denklemi örnek noktalara en uygun çizgi ya da en küçük kareler çizgisi (*least-squares line*) olarak da adlandırılmaktadır (Triola, 2012). Regresyon analizinde modellenen bağımsız değişken sayısı bir olduğunda basit doğrusal regresyon, en az iki tahmin edici değişken bulunduğu ise çoklu regresyon (MR) olarak tanımlanmaktadır (Peck vd., 2008, s.750). MR denklem 2.10'da verilmiştir (Chatterjee & Hadi, 2012, s.57).

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \varepsilon \quad (2.10)$$

Regresyon denkleminde y bağımlı (tahmin edilen) değişkeni, $x_1, x_2, \dots, x_p$ bağımsız (tahmin edici) değişkenleri, $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ regresyon katsayılarını ve ε rastgele hatayı göstermektedir. MR analizi doğrusallık (*linearity*), normallik (*normality*), hata varyanslarının homojenliği (*homoscedasticity*), bağımsız değişkenler arasında çoklu bağlantı (*multicollinearity*) olmaması ve hataların bağımsızlığı (*independent errors*) gibi varsayımlara sahiptir (Tabachnick & Fidell, 2014).

Doğrusal regresyonda bağımlı değişken sürekli olmalıdır, bu değişkenin iki kategorili olduğu durumlarda tahmin edici değişkenlerle ilişkisini açıklamada lojistik regresyon (LR) analizi kullanılmaktadır (Peck vd., 2008). Ortak özelliklere sahip birey ya da nesnelerin gruplara ayrılmasında kullanılan LR yönteminde bağımlı değişken kategorik iken bağımsız değişkenler kategorik ya da sürekli olabilir (Tabachnick & Fidell, 2014). LR denklem 2.11'de verilmiştir (Chatterjee & Hadi, 2012, s.337).

$$\ln\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p \quad (2.11)$$

LR denklemi, π olasılığının olma olasılığının olmama olasılığına oranı olan odds oranının ($\pi/(1-\pi)$) doğal logaritması olan logit dönüşümünü $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ parametrelerinin lineer fonksiyonuyla modellemeye dayalı olarak ifade edilmiştir. LR analizinin varsayımları ise

hataların bağımsızlığı, bağımsız değişkenler ile logit arasındaki ilişkinin doğrusallığı, bağımsız değişkenler arasında çoklu bağlantı olmaması ve etkili uç değerlerin olmamasıdır (Stoltzfus, 2011). LR analizinde bağımlı değişken ikiden fazla kategoriye sahip olduğunda sınıflandırmanın yeterliliğinin (doğru sınıflandırıp / sınıflandıramadığı) değerlendirmede multinomial lojistik regresyon (MLR) analizi kullanılabilir (Tabachnick & Fidell, 2014).

Regresyon katsayılarının hesaplanma süreci ise veri madenciliğinde öğrenme olarak adlandırılmaktadır (Silahtaroglu, 2008). Veri madenciliği alanında regresyon analizleri yordama, lojistik regresyon analizleri ise sınıflandırma amacıyla kullanılmaktadır (Olson & Delen, 2008). Buna göre regresyonda bağımlı değişkenin hangi sınıfa dâhil olacağı yordanırken (Silahtaroglu, 2008) lojistik regresyonda sınıf üyeliğinin olasılığına göre veriler sınıflandırılmaktadır (Dunham, 2003).

2.3.1.5. K-en yakın komşu (K-Nearest Neighbor-KNN)

KNN, Fix ve Hodges (1951) tarafından geliştirilen ve bir veriyi sınıflandırmada kendisine en yakın k verinin sınıfları arasında en çok temsil edildiği sınıf bilgisini kullanan (Cover & Hart, 1967) mesafe ölçülerine dayalı bir algoritmadır (Dunham, 2003). Sınıflandırma ya da yordama amaçlı kullanılabilen bu algoritma benzer verileri karşılaştırmakta ve örneğe dayalı öğrenme olarak (*instance-based learning*) da adlandırılmaktadır (Larose, 2005). Test verisini, n özniteliğe sahip eğitim verisinin n-boyutlu uzayda oluşturduğu her bir noktaya olan yakınlıklarıyla karşılaştırarak benzeşim yoluyla öğrenen KNN'de; sınıf değeri bilinmeyen veriye en yakın k eğitim verisi örüntü uzayında aranmaktadır (Han vd., 2012). Bu yöntemde, en büyük k değerini belirlemek için eğitim veri sayısının karekökünün alınması (Dunham, 2003), elde edilen k değerlerinin çapraz geçerliklerinin (*cross-validation*) incelenmesi (Gorunescu, 2011) ve hata oranı en düşük olan k değerinin seçilmesi (Wendler & Gröttrup, 2021) önerilmektedir. Yakınlığı ölçmede kullanılan uzaklık fonksiyonlarından (*d*) en yaygın kullanılanı ise Öklid uzaklığı olup denklem 2.12 ile hesaplanmaktadır (Larose, 2005, s.99).

$$d_{Euclidean}(x, y) = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2} \quad (2.12)$$

Denklemde $x = x_1, x_2, \dots, x_m$ ve $y = y_1, y_2, \dots, y_m$ olmak üzere iki veriye ait m öznitelik değerleri temsil edilmektedir. Mesafe ölçüleri hesaplanırken öznitelik değerlerinin normalleştirilmesi gerekmektedir (Wendler & Gröttrup, 2021). Bu nedenle sürekli veriler minimum-maksimum normalleştirmesi veya Z-puan standardizasyonu gibi yöntemlerle aynı ölçek düzeyine getirilmelidir (Larose, 2005). Kategorik veriler ise kategorilerine göre tamsayılarla kodlanarak (*dummy coding*) sayısal verilere dönüştürülmelidir (Wendler & Gröttrup, 2021). Elde edilen uzaklık değerleri ağırlıklandırılarak tahmini hedef değişken ($\hat{y}$) denklem 2.13 ile hesaplanmaktadır (Larose, 2005, s.105).

$$\hat{y} = \frac{\sum \omega_i y_i}{\sum \omega_i} \quad (2.13)$$

Denklemdeki ağırlıklandırma faktörü $\omega_i = 1/d(\hat{y}, x_i)^2$, verinin (x_i) sınıflandırılacak yeni veri noktasına ($\hat{y}$) olan uzaklığı (d) kullanılarak hesaplanmaktadır.

2.3.1.6. Destek vektör makineleri (Support Vector Machine-SVM)

SVM yöntemi Boser, Guyon ve Vapnik (1992) tarafından geliştirilen, doğrusal (*linear*) ve doğrusal olmayan (*nonlinear*) verilerin sınıflandırılmasında kullanılmaktadır (Han vd., 2012). SVM, sınıflar arasındaki marjın (mesafe) maksimum ve hatanın minimum olması esasına dayalı sınıfları en iyi ayıran hiperdüzlemi (*hyperplane*) kullanmaktadır (Vapnik, 1995). Veriyi iki sınıfa ayıran hiperdüzlem denklem 2.14 ile tanımlanmaktadır (Vapnik, 1995, s.3).

$$(\omega \cdot x) - b = 0 \quad (2.14)$$

Denklemde ω ağırlık vektörü, x bir vektör noktası ve b yanlı (bias) olarak ifade edilen sabit bir sayıdır. Destek vektör (*support vector*) ise maksimum marjlı hiperdüzleme en yakın olan veri grubu noktalarıdır (Witten vd., 2011). Destek vektörleri arasındaki

maksimum marjlı hiperdüzlemi belirlerken karşılaşılan optimizasyon probleminin çözümünde ise denklem 2.15’de verilen Lagrange çarpanları yöntemi kullanılmaktadır (Hamel, 2009, s.103).

$$\bar{\alpha}^* = \underset{\bar{\alpha}}{argmax} \left(\sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \bar{x}_i \cdot \bar{x}_j \right) \quad (2.15)$$

Denklemde $0 \leq \alpha_i \leq C$ aralığındaki Langrange çarpanlarına karşılık gelen $i=1, \dots, l$ olmak üzere $\bar{x}_i$ değerleri destek vektörlerdir. Doğrusal olarak ayrılamayan verilerde Langrange çarpanları için bir üst sınır olan "C" düzenleme parametresi eklenmektedir ve moderatör olarak kullanılan bu parametre değeri sınıflandırmanın doğruluğunu iyileştirmede önemlidir (Wendler & Gröttrup, 2021). Verilerin doğrusal modellere dayalı sınıflandırma ya da regresyon amaçlı kullanıldığı genelleştirilmiş lineer modeller grubunda yer alan bu yöntemde doğrusal olmayan veriler kernel (çekirdek) fonksiyonları vasıtasıyla daha yüksek boyutlu özellik uzayına aktararak sınıflandırılmaktadır (Olson & Delen, 2008). Φ potansiyel olarak yüksek boyutlu bir özellik alanını gösterdiğinde, Φ tarafından oluşturulan özellik uzayında bir iç çarpımı temsil eden kernel fonksiyonu denklem 2.16 da verilmiştir (Witten vd., 2011, s.227).

$$K(x, y) = \Phi(x) \cdot \Phi(y) \quad (2.16)$$

Kernel fonksiyonlarından yaygın olarak kullanılanları lineer, polinomial, sigmoid, radyal tabanlı kernel (Wendler & Gröttrup, 2021) olarak belirtilmekle birlikte çalışma kapsamında kullanılan lineer kernel fonksiyonu denklem 2.17’de verilmiştir (Hamel, 2009, s.107). Buna göre $\Phi : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ tanımlandığında $\bar{x}, \bar{y} \in \mathbb{R}^n$ ise

$$k(\bar{x}, \bar{y}) = \Phi(\bar{x}) \cdot \Phi(\bar{y}) = \bar{x} \cdot \bar{y} \quad (2.17)$$

SVM ikili sınıfları ($k = 2$) maksimize edilmiş bir marj kriteriyle ayırmaya yöneliktir ve çoklu sınıf sınıflandırma ($k > 2$) durumlarında SVM'nin uygulanabilmesi için bire-karşı-hepsi (*one-versus-rest*) ve bire-karşı-bir (*one-versus-one*) gibi sınıfların ikili karşılaştırılmalarına dayalı yöntemler geliştirilmiştir (Wang & Xue, 2014). Doğrusal

olmayan regresyon için ise kernel fonksiyonları ve doğrusal öğrenme yöntemleriyle maksimum marjı kullanan destek vektör regresyon modelleri kullanılmaktadır (Hamel, 2009).

2.3.1.7. Yapay sinir ağları (Artificial Neural Networks-ANN)

ANN McCulloch ve Pitts (1943) tarafından geliştirilen, biyolojik sinir ağlarına benzer performans özelliklerine sahip bir bilgi işleme sistemidir (Fausett, 1994). İnsan beyninin fonksiyonlarına benzer şekilde öğrenme yoluyla yeni bilgiler keşfetme sürecinin otomatik biçimde gerçekleştirilmesini amaçlayan bilgisayar sistemleri olarak da tanımlanmaktadır (Öztemel, 2006). ANN verilerin ağa girdiği giriş katmanı, verilerin ağın ağırlık derecelerine göre işlendiği gizli katman ve girişteki verilere karşılık olan hedef değerlerin üretildiği çıkış katmanından oluşmaktadır (Bramer, 2020). Bilgilerin ağdaki akış yönüne göre ANN, giriş katmanından çıkış katmanına doğru sadece ileri yönde bilgi transferinin olduğu ileri beslemeli (*feed forward*) ve ters yönde de bilgi akışının olduğu geri beslemeli (*feed back*) olmak üzere ikiye ayrılmaktadır (He & Xu, 2009).

ANN modellerinden Çok Katmanlı Algılayıcı (*Multi-Layer Perceptron - MLP*) model başarısı ve genelleştirme yeteneği yüksek, ileri beslemeli bir algoritmadır (Bishop, 2006). MLP bir ya da daha fazla gizli katman içermekte olup katmanlar arasındaki ağ tek yönlüdür (Gorunescu, 2011). Bu algorithmada ileri beslemeli ağın bilgisini değerlendirme sürecinde kullanılabilecek aktivasyon fonksiyonu denklem 2.18’de verilmiştir (Bishop, 2006, s.228).

$$y_k(x, w) = \sigma \left(\sum_{j=1}^m w_{kj}^{(2)} h \left(\sum_{i=1}^D w_{ji}^{(1)} x_i + w_{j0}^{(1)} \right) + w_{k0}^{(2)} \right) \quad (2.18)$$

Denklem, giriş değişkenlerini $\{x_i\}$ tüm ağırlık $(w_{ji}^{(1)})$ ve yanlılık $(w_{j0}^{(1)})$ parametrelerinin gruplandırıldığı bir w vektörü aracılığıyla k adet çıktı değişkenlerini $\{y_k\}$ gösteren doğrusal olmayan bir fonksiyonu ifade etmektedir.

Çok katmanlı algılayıcı geri yayımlı (*back propagation*) öğrenme algoritmalarını kullanan bir yapay sinir ağıdır (Witten vd., 2011). Geri yayılım algoritması, çok katmanlı

bir ağın birimleri ve bağlantılarının ağırlıklarıyla öğrenir, ağın çıktı ve hedef değerleri arasındaki karesel hatayı en aza indirmede gradyan düşüm (*gradient descent*) yöntemini kullanmaktadır, hata fonksiyonu (E) ise denklem 2.19 ile hesaplanmaktadır (Mitchell, 1997, s.97).

$$E(\vec{\omega}) = \frac{1}{2} \sum_{d \in D} \sum_{k \in \text{outputs}} (t_{kd} - o_{kd})^2 \quad (2.19)$$

Denklemde, *outputs* ağıdaki çıktı birimleri kümesi, t_{kd} ve o_{kd} ise k . çıktı birimi ve eğitim veri seti d ile ilişkili hedef ve çıktı değerleridir. Geri yayılım algoritması ağıdaki tüm birimlerin olası tüm ağırlık değerleriyle tanımlanan geniş bir hipotez uzayını aramaktadır (Mitchell, 1997).

2.3.1.8. Rastgele Orman (*Random Forest-RF*)

RF, Breiman (1996) tarafından geliştirilen farklı alt kümelerle yapılan tahminlerin birleştirilmesine dayalı torbalama (*bagging*) ve Ho (1998) tarafından geliştirilen ağacı oluşturmada kullanılan öznitelik vektörü bileşenlerine ait alt kümelerin rastgele seçilerek oluşturulması olan rastgele alt uzay (*random subspace*) yöntemlerinin birleşimidir. RF, her ağacın aynı dağılıma sahip ve bağımsız olarak örneklenen rastgele vektör değerlerine bağlı olduğu ağaç tabanlı sınıflandırıcılardan oluşan bir algoritmadır (Breiman, 2001). RF algoritmasında sürekli hedef değişkenin tahmininde denklem 2.20, kategorik sürekli değişkenin sınıflandırılmasında ise denklem 2.21 kullanılır (Cutler, Cutler & Stevens, 2012, s.159).

$$f(x) = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J h_j(x) \quad (2.20)$$

$$f(x) = \underset{y \in \mathcal{Y}}{\operatorname{argmax}} \sum_{j=1}^J I(y = h_j(x)) \quad (2.21)$$

Denklemlerde $x = (x_1, \dots, x_p)^T$ tahmin edici değişkenler, p rastgele vektörler, y yanıtlar, $f(x)$ tahmin fonksiyonu, $j = 1, \dots, J$ için bağımsız θ_j rastgele değişkenler olmak üzere $h_j(X, \theta_j)$ j . karar ağacındaki x değişkeninin yanıtının tahminini göstermektedir. RF algoritmasında veri setinden farklı örnekleme ve değişken kombinasyonlarıyla tekrarlı örnekleme yapılarak değişken ve örneklemelerin seçildiği önyükleme (*bootstrap*) tekniği kullanılmaktadır (Bayazit, Askar & Cosgun, 2014). Eğitim veri setinden bootstrap örneklemeyle rastgele seçilen özniteliklere dayalı elde edilen karar ağaçlarının bagging yöntemiyle birleştirilmesiyle oluşan RF algoritması topluluk (*ensemble*) yöntemi olarak da adlandırılmaktadır (Han vd., 2012). Ensemble öğrenme yöntemlerinde bireysel sınıflandırıcıların sonuçları oylanarak doğruluğu yüksek sınıflandırma kararlarını elde etmek ve model performansını artırmak amaçlanmaktadır (Dietterich, 2000). RF algoritması karar ağaçlarının yapımında C&RT yönteminin metodolojisini kullanmaktadır ve budama işlemi yapılmadan ağaçlar maksimum boyutta büyümektedir (Han vd., 2012).

2.3.1.9. Model Performansını Değerlendirme

Modellerin yordama ya da sınıflandırma performanslarını değerlendirmede çeşitli değerlendirme ölçütleri kullanılmaktadır (Wendler & Gröttrup, 2021). Bu bağlamda, modelin sınıflandırma performansını değerlendirmede doğruluk (*accuracy*), duyarlılık (*sensitivity-recall*), seçicilik (*specificity*), hassaslık (*precision*) ve F Puanı (*F Score*) kullanılabilir (Bramer, 2020). Sınıflandırma performansını değerlendirmede kullanılan bu ölçütler hesaplanırken modelin tahmin edilen ve gerçek sınıflandırma sonuçlarını gösteren karışıklık matrisi (*confusion matrix*) kullanılmaktadır ve karışıklık matrisi Tablo 1’de verilmiştir (Han vd., 2012, s.366).

Tablo 1
Karışıklık Matrisi

		Tahmin Edilen Sınıf	
		Evet	Hayır
Gerçek Sınıf	Evet	TP	FN
	Hayır	FP	TN

Tablo 1’de verilen karışıklık matrisi TP değeri doğru tahmin edilen pozitif örneklerin sayısı, FP değeri yanlış tahmin edilen pozitif örneklerin sayısı, TN değeri doğru tahmin edilen negatif örneklerin sayısı, FN değeri yanlış tahmin edilen negatif örneklerin sayısıdır.

Doğruluk (*accuracy*), doğru tahmin edilen örneklerin oranını gösteren bir ölçüdür ve denklem 2.22 ile hesaplanmaktadır.

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.22)$$

Duyarlılık (*recall*), doğru tahmin edilen pozitif örneklerin sayısının tüm gerçek pozitif örneklerin sayısına oranını gösteren bir ölçüdür ve denklem 2.23 ile hesaplanmaktadır.

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.23)$$

Seçicilik (*specificity*), doğru tahmin edilen negatif örneklerin sayısının tüm gerçek negatif örneklerin sayısına oranını gösteren bir ölçüdür ve denklem 2.24 ile hesaplanmaktadır.

$$specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (2.24)$$

Hassaslık (*precision*) doğru tahmin edilen pozitif örneklerin sayısının tahmin edilen tüm pozitif örneklerin sayısına oranını gösteren bir ölçüdür ve denklem 2.25 ile hesaplanmaktadır.

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.25)$$

F Puanı (*F Score*) hassaslık ve duyarlılık değerlerinin harmonik ortalamasını gösteren bir ölçüdür ve denklem 2.26 ile hesaplanmaktadır.

$$F = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (2.26)$$

Sınıflandırma performansını değerlendirmede kullanılan bu ölçütlerden doğruluk oranı verideki sınıflar birbirine yakın dengeli dağıldığında iyi sonuç verirken sınıf

denge-sizliklerinin olduđu durumlarda duyarlılık, seçicilik, hassaslık ve F Puanı daha uygundur (Han vd., 2012). Sınıflandırıcının test verisindeki durumların çoğunu doğru sınıflandırmasıyla gelecekteki veriler üzerinde de doğru bir sınıflandırma yapılabileceği, veride çok fazla sınıflama hatası olması da modelin yanlış olduđu şeklinde değerlendirilmektedir (Hämäläinen & Vinn, 2011). Sınıflandırmada ikiden fazla sınıfın bulunması durumu çok sınıflı (*multi-class*) sınıflandırma olarak adlandırılmaktadır (Grandini, Bagli & Visani, 2020), çok sınıflı sınıflandırmada elde edilen karışıklık matrisi Tablo 2’ de verilmiştir (Markoulidakis vd., 2021, s.4).

Tablo 2

Çok Sınıflı Sınıflandırma Karışıklık Matrisi

		Tahmin Edilen Sınıf			
		C ₁	C ₂	...	C _N
Gerçek Sınıf	C ₁	C _{1,1}	FP	...	C _{1,N}
	C ₂	FN	TP	...	FN
	...	...	...	...	...
	C _N	C _{N,1}	FP	...	C _{N,N}

Tablo 2’deki karışıklık matrisinde satırlar gerçek, sütunlar tahmin edilen sınıfları temsil etmekte olup matrisin i. satırındaki ve j. sütunundaki bir eleman, tahmin edilen sınıfın j ve gerçek sınıfın i olduğu örnek sayısını belirtmektedir (Markoulidakis vd., 2021). Çok sınıflı sınıflandırma sonuçları her sınıf için iki boyutlu bir karışıklık matrisiyle incelenebilmekle birlikte gerçek ve tahmin değerlerinden oluşan matriste köşegende yer alan değerlerin büyük olması sınıflandırma performansının iyi olduğunu göstermektedir (Witten vd., 2011). Çok sınıflı modellerin genel performansını belirlemede her bir sınıf için hesaplanan hassaslık, duyarlılık, seçicilik ve F puanı değerlerinin mikro, makro ve ağırlıklı ortalaması kullanılabilir (Heydarian, Doyle & Samavi, 2022). Ağırlıklı ortalama da her sınıfın ağırlığıyla çarpılan performans metriklerinin toplamının normalizasyonuna dayalı hesaplama yapıldığından dengesiz sınıf dağılımları dikkate alınmaktadır (Çiloğlu, 2024). Sınıflandırmaya dayalı model verisindeki sınıf dağılımlarında dengesizliklerin bulunmasından dolayı genel model performansını hesaplamada performans ölçütlerinin

sınıfların ağırlıklı ortalamasına dayalı sonuçları alınmıştır. Performans ölçütlerinden F puanının ağırlıklı ortalaması denklem 2.27 ile hesaplanmıştır (Heydarian vd., 2022, s.19086).

$$F_{weighted}^{\beta} score = \frac{\sum_{c=0}^{q-1} F_c^{\beta} S_c}{\sum_{c=0}^{q-1} S_c} \quad (2.27)$$

Burada q, sınıfların sayısıdır, F_c^{β} , denklem 2.26 ile hesaplanan C sınıfının F^{β} puanıdır ve S_c ise C sınıfı olarak etiketlenen örneklerin sayısıdır (Heydarian vd., 2022). Sınıflandırma performansları belirlenirken her bir sınıf için hesaplanan duyarlılık, seçicilik ve hassaslık değerlerinin sınıf ağırlıkları göz önünde bulundurularak F puanına benzer şekilde ağırlıklı ortalamaları alınmıştır.

Modellerin yordama sonuçlarını değerlendirmede ise ortalama mutlak hata (*mean absolute error-MAE*) ve korelasyon katsayısı (*correlation coefficient-r*) tahminin gücünü değerlendirmede kullanılabilmektedir (Kayri, 2015). MAE, modeldeki gerçek değer ile tahmin edilen değer arasındaki farkı gösteren tahmin hatalarının mutlak değerlerinin ortalamasıdır ve denklem 2.28 ile hesaplanmaktadır (Sammur & Webb, 2011, s.652).

$$mae = \frac{\sum_{i=1}^n abs(y_i - \lambda(x_i))}{n} \quad (2.28)$$

Denklemde n, testteki örneklerin sayısı, y_i , test örneği x_i için gerçek değer, $\lambda(x_i)$, test örneği x_i için tahmin edilen değeri göstermektedir. Korelasyon katsayısı (r) ise iki değişken arasındaki doğrusal ilişkinin ölçüsüdür ve -1 ile 1 arasında değerler alabilir, denklem 2.29 ile hesaplanmaktadır (Han vd., 2012, s.96).

$$r_{A,B} = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{A})(b_i - \bar{B})}{n\sigma_A\sigma_B} \quad (2.29)$$

Denklemde n örneklem sayısı, a_i ve b_i veri setinde A ve B için i. değerler, $\bar{A}$ ve $\bar{B}$, A ve B'nin ortalama değerleri, σ_A ve σ_B , A ve B'nin standart sapmalarıdır. Yordama performansını incelemeye kullanılan bu ölçütlerden MAE değeri sıfıra ve r değeri bire

yakın olan modellerin tahmin yeteneği daha yüksek olarak değerlendirilmektedir (Kayri, 2015).

2.3.2. Kümeleme

Kümeleme, grupların önceden tanımlanmadığı, grupların verilere bağlı oluşturulduğu yöntemdir ve denetimsiz öğrenme olarak da adlandırılır (Dunham, 2003). Benzer davranış ya da performans özelliklerine sahip öğrencilerin gruplanması kümeleme yöntemleriyle gerçekleştirilebilmektedir (Namratha & Sharma, 2016). Kümeleme analizinde verilerin öznitelik değerlerinin veri uzayında yoğunlaştığı noktalar ya da birbirlerine uzaklıklarına bağlı olarak benzerlikleri incelenmektedir (Akpınar, 2017).

Kohonen Ağları (*Kohonen Networks*), K-Ortalamalar (*K-Means*) ve İki Aşamalı Kümeleme (*Two-Step Cluster*) kümeleme yöntemlerinden bazılarıdır (Ersöz, 2019). K-ortalamalar en uygun küme oluşana kadar kümelerin sürekli yenilendiği döngüsel bir algoritmadır (Silahtaroğlu, 2008). K-ortalamalar kümeleme önceden belirlenmiş kümelere verinin benzer özelliklerine göre ayrılmasına dayalı yöntem olup uç değerlere duyarlıdır (Ersöz, 2019). İki aşamalı kümeleme grupların başlangıçta belli olmadığı durumlarda kullanılan ve büyük veri yapılarında verimli sonuçlar sunan bir yöntemdir (IBM, 2022). İki aşamalı kümeleme, tüm verinin benzerliklerine göre ön kümelere ayrılıp sonrasında hiyerarşik kümeleme yönteminin uygulandığı iki adımda gerçekleşen bir süreçtir (Ersöz, 2019). Kohonen ağları sinir ağı uygulaması olarak değerlendirilebilen ve benzerliklerine göre nesnelerin sınıflara ayrıldığı denetimsiz öğrenme algoritmasıdır (Wendler & Gröttrup, 2021). Kohonen ağlarında verinin ilişkilerine göre bölümlere ayrıldığı, başlangıçta küme sayısının belli olmadığı hem kümeleme hem de görselleştirme amacıyla kullanılabilen bir yöntemdir (Ersöz, 2019).

Kümeleme performansını değerlendirmede, uzman görüşleri veya kümeye ait önsel bilgilerden kaynaklı dışsal (*external*) ölçüler, küme içi benzerlik ve benzemezliklere bağlı hesaplanan içsel (*internal*) ölçüler ve görelî (*relative*) ölçüler kullanılır (Altunkaynak, 2019). Dışsal ölçüler saflık (*purity*), F-ölçüsü, koşullu entropi, karşılıklı bilgi ölçüsü ve bilgi değişimi ölçüsü; içsel ölçüler BetaCV ölçüsü ve C-indeksi; görelî ölçüler Calinski-Harabasz indeksiyle incelenmektedir (Altunkaynak, 2019).

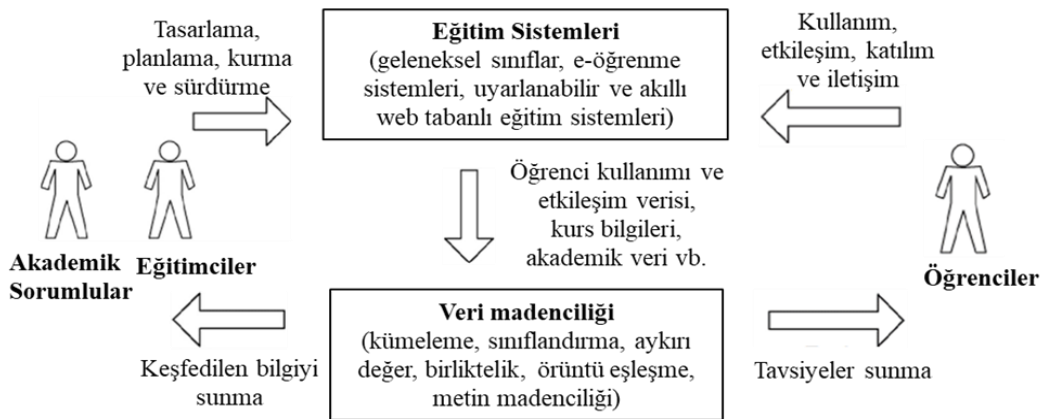
2.3.3. Birliktelik Kuralları

Birliktelik kuralları, veriler arasındaki ilişkileri ortaya çıkarmak amacıyla kullanılmakla birlikte yakınlık analizi ya da ilişkilendirme (Dunham, 2003) olarak da adlandırılmaktadır. Birliktelik kurallarında olayların birlikte gerçekleşme durumları belirli olasılıklarla incelenmekte olup sepet analizi olarak da bilinmektedir (Ersöz, 2019).

Birliktelik kurallarına dayalı çeşitli algoritmalar mevcuttur bunlardan bazıları Apriori, Carma ve Sequence'dir (Datamind, 2018). Birliktelik kurallarındaki ilişki kural belirleme tekniklerinden Apriori ve GRI (*Generalized Rule Induction*) algoritmaları birlikte oluşan veri kayıtlarını belirlemede kullanılmaktadır (Ersöz, 2019). Apriori birliktelik kurallarında en yaygın kullanılan algoritmalar olup "önsel bilgileri kullanarak yeni bilgiler türetmeye dayalı" (Altunkaynak, 2019, s.141) geniş nesne kümeleri oluşturmada kullanılır (Silahtaroglu, 2008). Birliktelik kurallarına dayalı elde edilen modelleri yorumlamada destek, güven ve kaldırma değerleri kullanılmaktadır (Altunkaynak, 2019).

2.4. Eğitsel Veri Madenciliği

Eğitim alanındaki verilere dayalı modelleme, yöntem ve algoritmalarından oluşan eğitsel veri madenciliğinde (Pena-Ayala, 2014) bireylerin davranışları, başarıları, eğitim uygulamaları, alanlarındaki bilgileri ve değerlendirmelerine bağlı yapıları tahmin edilebilmektedir (Luan, 2002).



Şekil 4. Eğitimde veri madenciliği uygulama döngüsü. Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. *Expert Systems with Applications*, 33(1), 135-146. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2006.04.005>

Eğitimde veri madenciliği uygulaması Şekil 4'te de görüldüğü gibi eğitimciler ve akademik sorumlular tarafından planlanan eğitim sistemlerindeki öğrenci katılımıyla elde edilen bilgilerin veri madenciliği yöntemleriyle analizine dayalı yinelemeli bir döngüdür (Romero & Ventura, 2007, s.136). Veri madenciliği uygulamalarının eğitim sisteminde kullanımında veri sadece bilgiye dönmez, sisteme de rehberlik ederek karar verme süreçlerinde etkin rol oynar (Romero & Ventura, 2007). Eğitsel veri madenciliğinde veriler, geleneksel sınıf ortamları, eğitim yazılımları, çevrimiçi eğitim ortamları veya yüksek riskli testler gibi çeşitli kaynaklardan elde edilebilmektedir (Romero, Ventura, Pechenizkiy & Baker, 2011).

Eğitsel veri madenciliği alanında yapılan çalışmalar incelendiğinde; öğrenci performansının tahmin edilmesi (Adekitan & Noma-Osaghae, 2018; Osmanbegovic & Suljic, 2012; Özkan, Önay Koçoğlu & Selçukcan Erol, 2018; Şengür & Tekin, 2013; Widyahastuti & Tjhin, 2018; Zhang vd., 2021), öğrenci profilinin belirlenmesi (Ayık, Özdemir & Yavuz, 2007; Yu, DiGangi, Jannasch-Pennell & Kaprolet, 2008), üniversiteye giriş ve öğrenci kabulü (Acharya & Madhu, 2012; Erdoğan & Timor, 2005), öğretim ya da okul performansının incelenmesi (Ar vd., 2013; Bilen, Hotaman, Aşkın & Büyüklü, 2014; Mardikyan & Badur, 2011), öğrencinin dersten geçme-kalma ya da okulu bırakma-mezun olma durumları (Berens, Schneider, Gortz, Oster & Burghoff, 2019; Márquez, Cano, Romero & Fardoun, 2016; Yukselturk, Ozekes & Türel, 2014) gibi alanlarda çalışmalara rastlanmıştır.

Eğitsel veri madenciliği çalışmalarının çoğunda sınıflama, birliktelik kuralları, kümeleme ve regresyon modellerinin sıklıkla kullanıldığı görülmektedir (Aruğaslan & Çivril, 2021; Doğan, 2017). Birliktelik kuralları, sınıflandırmalar ve kümeleme gibi tekniklerin kullanılmasıyla öğrencileri performanslarının tahmini, öğrencilerin belirli kurslara kaydolma durumları, öğrencilerin sonuç dosyalarındaki anormal değerlerin tespiti gibi alanlarda çalışmalar yapılabilir (Baradwaj & Pal, 2012). Eğitimde sınıflandırma uygulamalarına dayalı akademik başarı, zamanında mezun olma ya da okulu bırakma durumlarının tahmini (Herzog, 2006), öğrencinin önceki görevlere verdiği cevaplara dayalı sonraki görevlerdeki başarısının tahmini (Desmarais & Pu, 2005; Vomlel, 2004), öğrenmeyi etkileyen öğrenci motivasyonu tahmini (Cocca & Weibelzahl, 2006), öğrenme stillerini ve öğrenci tercihlerine dayalı öğrenci profillerini belirleme (Namratha & Sharma,

2016) gibi çalışmalar bulunmaktadır. Eğitimde kümeleme yöntemleri genellikle öğrencilerin benzer özelliklerine göre gruplandırılmasının amaçlandığı çalışmalarda kullanılmaktadır (Romero & Ventura, 2013). Eğitimde kümeleme yöntemlerinin kullanımı incelendiğinde K-ortalamlar yönteminin büyük verilerden öğrenci performansını etkili biçimde değerlendirmeye yönelik birçok çalışmada tercih edildiği görülmüştür (Anuradha vd., 2015). Eğitim alanında birliktelik analizleri öğrencilerin birlikte aldığı dersleri tanımlama ve ilişkilendirmede kullanılmaktadır (Ersöz, 2019). Eğitsel veri madenciliğinde birliktelik kuralına dayalı yöntemlerden en çok kullanılan algoritmanın Apriori olduğu görülmüştür (Aruğaslan & Çivril, 2021). Eğitim alanındaki sınıflandırma analizlerinde karar ağaçları, ANN ve KNN en çok kullanılan yöntemlerdendir (Aruğaslan & Çivril, 2021).

2.5. Yüksek Riskli Sınavlar (High-Stakes Exams)

Yüksek riskli sınavlar, kamu kurum ve kuruluşlarına atanma, üst öğrenime geçme, herhangi bir alandaki yeterlikleri belgeleme gibi kariyer ve meslek edinim sürecinde önemli kararların alınmasında kullanılan sınavlardır (Hamilton, Stecher & Klein, 2003; Jones, Jones & Hargrove, 2003; Kumandaş & Kutlu, 2010). Yüksek riskli sınavlardan alınan sonuçların birey ve toplum için önemli kararların alınmasında kullanıldığı ifade edilmektedir (Madaus, 1998). Belirli standartlar ve yeterliklere göre hazırlanmış başarı testleri üniversite giriş [Scholastic Aptitude Test (SAT)], lisansüstü eğitime giriş [the Graduate Record Examination (GRE), the Graduate Management Admission Test (GMAT)], yabancı dil yeterliliği [Test of English as a Foreign Language (TOEFL), the International English Language Testing System (IELTS)] gibi amaçlarla bireylerin hayatlarında önemli kararların alınmasında kullanıldığından yüksek riskli sınavlar olarak değerlendirilebilmektedir (Brown, 2004). Bu bağlamda, ÖSYM tarafından ulusal düzeyde uygulanan merkezi sınavlardan olan ve seçme ve yerleştirme gibi önemli kararların alınmasında kullanılan KPSS (Birinci, 2014; Büyüköztürk, 2016), ALES, YDS yüksek riskli sınavlar olarak değerlendirilmektedir (Zeybek, 2015).

2.5.1. Kamu Personel Seçme Sınavı (KPSS)

Kamu Personel Seçme Sınavı (KPSS), kamu görevlerine yapılacak atamalar için ÖSYM tarafından uygulanan bir sınavdır (ÖSYM, 2020b). KPSS Lisans ise “sadece lisans (dört veya daha fazla yıllık yükseköğretim) programlarından mezun olanlar ile mezun olabilecek durumda” olan adayların katıldığı bir sınavdır (ÖSYM, 2020b, s.1). Ülkemizde kamu kurum ve kuruluşlarındaki kadroların çoğuna yapılan atamalarda geçerli bir KPSS puanına sahip olma zorunluluğu olduğundan sınava giren aday sayısının fazla olduğu geniş ölçekli bir sınavdır.

Geniş ölçekli verilerin analizine dayalı veri madenciliği uygulamalarının eğitim alanında da kullanılmaya başlamasıyla seçme-yerleştirme gibi amaçlarla yapılan yüksek riskli sınavlardaki başarıyla ilişkili değişkenler ayrıntılı biçimde incelenebilmektedir. Alanyazında, eğitimde veri madenciliği yöntemlerinin kullanıldığı ulusal ve uluslararası düzeyde yapılan geniş ölçekli sınavlardaki başarıyı belirlemeye yönelik çalışmalar bulunmaktadır (Bozkır, Sezer & Gök, 2009; Demir, 2015; Gamazo & Martínez-Abad, 2020; Özçınar, 2006; Martínez-Abad, Gamazo & Rodríguez-Conde, 2020). KPSS başarısını yordamada veri madenciliği yöntemlerinin kullanıldığı çalışmalardan Demir (2015) ANN yöntemine dayalı modellerle tahmin edilen puanlar ile gerçek puanlar arasındaki korelasyonları, Özçınar (2006) ise ANN ve MR analizlerine dayalı yordamada model sonuçlarını incelemiştir. Ar vd. (2013) ise KPSS başarısı gibi değişkenlerin öğretim performansı üzerindeki etkisini inceledikleri çalışmalarında veri madenciliği yöntemlerinden birliktelik analizlerini kullanmışlardır. KPSS başarısının veri madenciliği dışında farklı istatistiksel yöntemlerle incelendiği çalışmalar da mevcuttur (Bahar, 2006; Baştürk, 2008; Ercoşkun & Nalçacı, 2009; Kablan, 2010). Bu çalışmalardan Baştürk (2008), Kablan (2010) ve Bahar (2006) KPSS başarısının üniversite not ortalaması gibi değişkenlerle arasındaki ilişkiyi incelemelerde korelasyon ve regresyon analizlerinden yararlanmışlardır. Ercoşkun ve Nalçacı (2009) ise Öğrenci Seçme Sınavı (ÖSS), KPSS ve akademik başarı puanlarını cinsiyet ve öğretim şekli değişkenleri açısından korelasyon ve bağımsız gruplar t testiyle araştırmıştır. Ayrıca, KPSS başarısının istatistiki analizlere bağlı değerlendirildiği ÖSYM tarafından yayınlanan değerlendirme raporları da mevcuttur (ÖSYM, 2018c, 2019a, 2019b, 2021a, 2021b, 2021c, 2021d, 2021e, 2022). Sonuç olarak,

ilgili alanyazında yüksek riskli sınavlardan KPSS başarısıyla ilişkili değişkenlerin araştırıldığı çalışmalar oldukça sınırlı olup veri madenciliği yöntemlerine dayalı yapılan çalışmalarda ise sadece ANN ve MR analizlerinin kullanıldığı belirlenmiştir. Bu sebeple çalışma kapsamında KPSS başarısıyla ilişkili değişkenlerin neler olduğu ve bu değişkenleri belirlemede CHAID, C&RT, KNN, MR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin yordama performanslarının incelenmesi amaçlanmaktadır.

2.5.2. Akademik Personel ve Lisansüstü Eğitimi Giriş Sınavı (ALES)

Lisansüstü Eğitimi Giriş Sınavı (LES) ilk defa 1997 tarihinde gerçekleştirilmiş (ÖSYM, 2022, 4 Haziran) olup 2007 yılında Akademik Personel ve Lisansüstü Eğitimi Giriş Sınavı (ALES) olarak isim değişikliğine uğramıştır. ALES yükseköğretim kurumlarında öğretim görevlisi, okutman, araştırma görevlisi, uzman, çevirici ve eğitim öğretim planlamacısı kadrolarına açıktan veya öğretim elemanı dışındaki kadrolardan naklen atamalarda, ülkemizde lisansüstü eğitime girişte, yurt dışına lisansüstü eğitim için gönderilecek adayların seçiminde ilgili kurumların kullanacakları puanları veren bir sınavdır (ÖSYM, 2018a, 2018d, 2020a). ALES, sayısal ve sözel mantıksal akıl yürütme (muhakeme) becerilerini ölçmeye yönelik sorulardan oluşmaktadır (ÖSYM, 2020a). Yükseköğretim Kurulu Lisansüstü Eğitim Öğretim Yönetmeliği'nde ise ALES puanının %50'den az olmamak kaydıyla hangi ağırlıkla değerlendirmeye alınacağı üniversite senatolarınca belirlenir kuralı bulunduğu (ÖSYM, 2020a) sınav puanı adayın lisansüstü programlara kabulünde önemlidir.

Alanyazında, ALES başarısını veri madenciliği yöntemlerine dayalı araştıran herhangi bir çalışmaya rastlanmamakla birlikte ALES başarısının istatistiğe dayalı yöntemlerle incelendiği çalışmalar da sınırlıdır. Bu çalışmalardan, Arıkan ve D'Costa (2016), 1999 yılında yapılan ÖSS ve 2003 yılında yapılan LES'e katılan adayların ÖSS ve LES puanları arasındaki ilişkiyi kanonik korelasyon analizi yöntemiyle araştırmıştır. Ayrıca, öğrencilerin lisansüstü eğitime başvuruda bulunurken sahip olmaları gereken ALES puanı, yabancı dil puanı ve lisans mezuniyet puanları arasındaki ilişkiyi Pearson korelasyon analiziyle inceleyen çalışma da mevcuttur (Arapgirlioğlu vd., 2014). ÖSYM tarafından ALES başarısının analiz ve değerlendirilmesine yönelik 2017 ALES Sonbahar (ÖSYM, 2018a) ve

2018 ALES/2 (ÖSYM, 2018d) dönemleri değerlendirme raporları bulunmaktadır. Bu raporlarda soru sayısı, sınava başvuran, giren ve geçerli aday sayıları, test ortalaması, standart sapması, testin ortalama güçlük ve ayırt edicilik değerleri ile güvenirlik katsayısı incelenmektedir. Ayrıca adayların puan ve doğru sayılarına bağlı Sayısal, Sözel ve Eşit ağırlık alanları, mezuniyet yılları, üniversite ve cinsiyete göre başarı durumları değerlendirilmektedir (ÖSYM, 2018a, 2018d). Sonuçta ilgili alanyazın incelendiğinde, ALES başarısıyla ilişkili değişkenlerin araştırıldığı çalışmalar sınırlı olup veri madenciliği yöntemlerine dayalı yapılan herhangi bir çalışmanın da bulunmadığı tespit edilmiştir. Bu nedenle, araştırma kapsamında ALES Sayısal, Sözel ve Eşit Ağırlık başarısıyla ilişkili değişkenlerin neler olduğu ve bu değişkenleri belirlemede CHAID, C&RT, KNN, MR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin yordama performanslarının incelenmesi amaçlanmaktadır.

2.5.3. Yabancı Dil Bilgisi Seviye Tespit Sınavı (YDS)

Yabancı Dil Bilgisi Seviye Tespit Sınavı (YDS) sonuçları lisansüstü programlara kabul ya da kamu kurum ve kuruluşlarındaki bazı kadrolara atamalarda kullanılan ÖSYM tarafından yapılan bir sınavdır (ÖSYM, 2020c). YDS, “Almanca, Arapça, Arnavutça, Boşnakça, Çince, Danimarkaca (Danish Dili), Ermenice, Fransızca, Gürcüce, Hollandaca (Dutch Dili), İngilizce, Japonca, Korece, Lehçe, Macarca, Portekizce, Rumence, Rusça, Sırpça ve Ukraynaca (Ukraine)” gibi farklı dillerde yapılmaktadır (ÖSYM, 2020c, s.2). YDS sınav puanları 100 tam puan üzerinden, A (90-100 puan), B (80-89 puan), C (70-79 puan), D (60-69 puan) ve E (50-59 puan) seviyelerinde değerlendirilmektedir (ÖSYM, 2018b, 2020c).

Alanyazında YDS başarısını veri madenciliği yöntemleriyle inceleyen herhangi bir kaynağa ulaşılamamış olup YDS hakkında yapılan çalışmalar genellikle YDS’ye karşı tutum (Demiroğları, 2014), motivasyon ve sınav kaygıları (Zeybek, 2015), sınavın etkilerine yönelik algıları belirlemeye (Kasap Saltaş, 2020) yöneliktir. YDS başarısı üzerine çalışmalar da sınırlı olmakla birlikte Çetin (2019) çalışmasında İngilizce iletişim isteklilik seviyeleri ile YDS puanları arasındaki ilişkiyi, Gültekin (2021) ise adayların aldıkları eğitim türüne (uzaktan/örgün) göre yabancı dil sınavlarındaki başarı düzeylerini

araştırmıştır. ÖSYM tarafından yayınlanan raporda ise “YDS ile aynı kapsama ve yapıya sahip olan, elektronik ortamda uygulanan” Elektronik Yabancı Dil Sınavı (e-YDS) hakkında bilgiler ve 2017 e-YDS uygulamalarının dönemlere göre test ortalaması, standart sapması, testin ortalama güçlük, ayırt edicilik ve güvenilirlik değerlerinin karşılaştırıldığı betimsel istatistiklere yer verilmiştir (ÖSYM, 2018b, s.9). Ayrıca, 2017 yılında e-YDS ve YDS’den her ikisine de giren adayların puanları Spearman Sıra Farkları Korelasyon Katsayısı hesaplanarak karşılaştırılmış ve puanlar arasında doğrusal pozitif yönde yüksek düzeyde ilişki ($r=0,819$) olduğu ve bu sınavlardan alınan puanların birbiri yerine kullanılabileceği belirtilmiştir (ÖSYM, 2018b). Aynı raporda adaylar e-YDS performanslarına göre gruplara ayrılmış ve soru türlerine göre adayın süreyi kullanma durumları incelenmiştir (ÖSYM, 2018b). Sonuç olarak, alanyazında YDS başarısıyla ilişkili değişkenlerin araştırıldığı çalışmalar sınırlı olup veri madenciliği yöntemlerine dayalı yapılan herhangi bir çalışmaya ulaşamamıştır. Bu sebeple, araştırma kapsamında YDS başarısıyla ilişkili değişkenlerin neler olduğu ve bu değişkenleri belirlemede C5.0, CHAID, C&RT, KNN, MLR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin öğrenci başarı durumlarına göre sınıflandırma doğruluklarının incelenmesi amaçlanmaktadır.

2.6. İlgili Araştırmalar

Alanyazında, yüksek riskli sınavlardaki başarının veri madenciliği yöntemleriyle incelendiği çalışmalar sınırlıdır (Demir, 2015; Harvey & Kumar, 2019; Özçınar, 2006). Bu çalışmalardan Harvey ve Kumar (2019) lise öğrencilerinin SAT matematik puanlarını yordamada Naive Bayes, doğrusal regresyon ve karar ağacı yöntemlerini karşılaştırmışlar ve SAT matematik puanlarını yordamada Naive Bayes yönteminin en yüksek tahmin doğruluğuna (%71) sahip olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Demir (2015) sınıf öğretmeni adaylarının üniversite giriş sınavı puanı, lise not ortalaması ve lisans eğitim bilimleri derslerindeki vize ve final notlarını kullanılarak ANN modelleriyle KPSS Eğitim bilimleri testindeki doğru cevap sayılarını tahmin ettiği çalışmada bireylerin KPSS gerçek doğru cevap sayısı ile modellere bağlı tahmin edilen doğru sayıları arasında pozitif yönde anlamlı en yüksek $r = .63$ ($p .01$) ve en düşük $r = .43$ ($p .05$) korelasyon bulunmuştur.

Özçınar (2006) lisans eğitimi süresince KPSS’de soru çıkan derslerden alınan geçme notu, öğretim türü ve genel not ortalaması değişkenlerini kullanarak KPSS başarısını yordayan ANN ve MR modellerinin tahmin doğruluklarını karşılaştırmıştır. Bu çalışmaya göre tahmin edilen ve gerçek puanlar arasındaki farkın ANN modelinde regresyon analizindekine göre daha küçük olduğu sonucuna varılmıştır.

Ayrıca, alanyazında yüksek riskli sınav puanlarının öğrencilerin akademik performansı üzerine etkilerini değerlendirmede veri madenciliği yöntemini kullanan çalışmalar da mevcuttur (Ar vd., 2013; Jeganathan, Parthasarathy, Lakshminarayanan, Kumar & Khan, 2021; Nghe, Janecek & Haddawy, 2007; Zhao, Xu, Chen & Weiss, 2020). Zhao vd. (2020) veri bilimi yüksek lisans programına başvuran adayların gelecekteki akademik performansını yordamada GRE, TOEFL gibi standartlaştırılmış test puanları, lisans not ortalaması, cinsiyet, yaş, medeni durum, ülke, alan, okulunun sıralaması gibi değişkenleri kullanarak sınıflandırma algoritmalarını karşılaştırmışlar ve %90 doğruluk oranında sınıflandırma performansına sahip modeller geliştirmişlerdir. Buna göre SVM ve LR modelleri öğrencilerin alan, eğitim seviyesi, ülkesi gibi değişkenlerde karar ağacı ve RF modelleri de GRE, lisans not ortalaması, yaş gibi niceliksel değişkenlerde daha iyi performans göstermiştir. Araştırma sonuçlarına göre veri bilimi programında başarıyla ilişkili değişkenlerden GRE ve TOEFL puanlarının beklenene göre daha düşük olduğu belirlenmiştir. Bu durumun sebebi çalışma grubunun programa kayıtlı öğrencilerden oluşmasından kaynaklı düşük GRE ya da TOEFL puanına sahip öğrencilerin veride bulunmamasıyla açıklanmıştır. Lisans not ortalaması ise programdaki başarıyı belirlemede en önemli değişken olmakla birlikte öğrencilerin alanlarının da (matematik, bilişim gibi) başarılı olma durumunu belirlemede önemli bir değişken olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Nghe vd. (2007) lisans ve lisansüstü eğitimde öğrenci akademik performansını yordama amacıyla yaş, gelir, cinsiyet, medeni durum, ülke, not ortalaması, TOEFL puanı gibi değişkenler kullanılarak lisans öğrencilerini %86, lisansüstü öğrencilerini %74 doğruluk oranında başarısız, iyi ve çok iyi olarak üç sınıfta sınıflandıran modellerde karar ağacı algoritmasının Bayes ağlarına göre %3-12 daha yüksek doğruluğa sahip sonuçlar verdiğini tespit etmişlerdir.

Jeganathan vd. (2021) lisansüstü kabulde öğrencilerin GRE, TOEFL puanları, üniversite sıralamaları, niyet ve tavsiye mektupları, üniversite not ortalaması gibi değişkenlerle kabul şansını tahmin etmede sınıflandırmaya dayalı LR, KNN, SVM, Naive Bayes, karar ağacı ve RF modellerinin doğruluğunu ve ortalama mutlak hatasını karşılaştırmışlar ve modelin LR yönteminde %99 doğrulukla daha iyi performans gösterdiğini belirtmişlerdir.

Ar vd. (2013) üniversite giriş sınavı puanı, öğretim üyesi başına düşen öğrenci sayısı, öğretim üyesi sayısı, KPSS puanının ortalaması ve KPSS puanının standart sapması değişkenlerine bağlı birliktelik kuralları GRI ilişki analizini sonucunda işletme fakültelerinin öğretim performansını etkileyen en önemli değişkenin üniversite giriş sınavı puanı olduğunu tespit etmiştir.

Alan yazında yüksek riskli sınavlarla ilgili çalışmalardan KPSS başarısına (Bahar, 2006; Baştürk, 2008; Ercoşkun & Nalçacı, 2009; Kablan, 2010) ve ALES başarısına (Arıkan & D'Costa, 2016; Arapgirlioğlu vd., 2014) yönelik çalışmalar sınırlı olup YDS başarısının belirlenmesine yönelik herhangi bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu bağlamda, Ercoşkun ve Nalçacı (2009)'nın ÖSS, KPSS ve akademik başarı puanları arasındaki ilişkileri inceledikleri çalışma sonucunda; cinsiyete göre KPSS başarı puanları arasındaki farkın anlamlı ($t= 3.430$, $p<0.001$) ve akademik başarı puanları arasındaki farkın anlamlı ($t= 8.142$, $p<0.001$) olduğu bulunmuştur. Ayrıca, KPSS ve ÖSS puanları arasında anlamsız bir ilişki ($r= 0,052$; $p>0.05$), akademik başarı puanları ve ÖSS ($r=-0,104$; $p<0.05$), akademik başarı puanları ve KPSS ($r= 0,371$; $p<0.05$) başarı puanları arasında anlamlı bir ilişki tespit edilmiştir.

Baştürk (2008) fen ve teknoloji öğretmeni adaylarının KPSS tahmin geçerliğini araştırdığı çalışmasında ÖSS puanı ile üniversite not ortalaması arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki olmadığını ($r = 0,05$; $p > 0.05$) ancak ÖSS-KPSS puanı arasında anlamlı ($r=0,24$; $p < 0.05$) ve KPSS puanı-üniversite not ortalaması arasında anlamlı ($r = 0,44$; $p < 0.05$) bir ilişki olduğunu dolayısıyla ÖSS puanı ve üniversite not ortalamasının KPSS başarısının tahmininde anlamlı ve geçerli yordayıcılar olduğu sonucuna ulaşmıştır.

Bahar (2006) araştırmasında öğretmen adaylarının akademik başarı puanlarının KPSS puanlarını cinsiyete göre farklı [erkek ($R^2=15.0$) ve kadın ($R^2=14.6$)] oranlarda yordadığı sonucuna ulaşmıştır.

Kablan (2010) ANOVA ile KPSS başarı puanı arasındaki ilişkiyi araştırdığı çalışmada, ANOVA değişkeninin KPSS başarısının toplam varyansının yaklaşık %10'unu açıkladığı ve aralarında anlamlı ($r=0,315$, $p<0,01$) bir ilişki olduğu sonucuna ulaşmıştır.

Arıkan ve D'Costa (2016), çalışmalarında ÖSS ve LES puanları arasında ÖSS Sayısal-LES Sayısal ($r=0,82$; $p < 0,01$), ÖSS Sözel-LES Sözel ($r=0,41$; $p < 0,01$) ve ÖSS Eşit Ağırlık - LES Eşit Ağırlık ($r=0,82$; $p < 0,01$) anlamlı bir ilişki olduğu ÖSS puanları kullanılarak LES puanlarının yordayabildiği ve LES puanlarındaki varyansın %71'inin ÖSS puanları tarafından açıklanabildiği ($p < 0,01$) sonucuna ulaşmıştır.

Arapgirlioğlu vd. (2014), lisansüstü eğitime başvuran bireylerin ALES ve yabancı dil puanları arasında negatif yönde anlamlı ($r= -0,36$; $p<0,01$) bir ilişki olduğu ancak ALES puanları ile lisans not ortalamaları ($r=-0,04$; $p>0,05$) ve yabancı dil puanı ile mezuniyet puanları ($r=0,02$; $p>0,05$) arasında anlamlı bir ilişki olmadığını tespit etmiştir.

Eğitsel veri madenciliği alanındaki çalışmalarda, öğrenci başarısını sınıflandırma ya da yordamada yöntem performanslarının karşılaştırıldığı çalışmalar da mevcuttur (Ashraf, Anwer & Khan, 2018; Şengür & Tekin, 2013; Widyahastuti & Tjhin, 2018). Bu çalışmalardan, Widyahastuti ve Tjhin (2018) tarafından öğrenci performansını tahmin etmeye yönelik yapılan çalışmada, sınıflandırmaya dayalı yöntemlerden LR ve ANN yöntemlerinin doğru sınıflandırma performansının yüksek (%85) olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Şengür ve Tekin (2013) tarafından yapılan çalışmada ANN ve karar ağaçları yöntemleri öğrenci mezuniyet notlarının tahmininde kullanılmış olup ANN yönteminin karar ağaçlarına göre daha iyi tahmin başarımına sahip olduğu görülmüştür.

Ashraf vd. (2018) öğrenci performansını yordamada veri madenciliği yöntemlerinin doğruluk oranlarını karşılaştırdığı çalışmada karar ağacı, LR ve ANN algoritmalarının doğruluk oranlarının daha yüksek olduğu sonucuna ulaşmıştır.

Sonuç olarak, ilgili alanyazındaki sınırlı çalışmalar ve araştırma bulgularındaki farklılıklar göz önünde bulundurulduğunda, çalışma kapsamında yüksek riskli sınavlarla ilişkili değişkenlerin belirlenmesi ve veri madenciliği yöntemlerinin modelleme performanslarının karşılaştırmasıyla ilgili alana katkı sağlanması amaçlanmıştır.

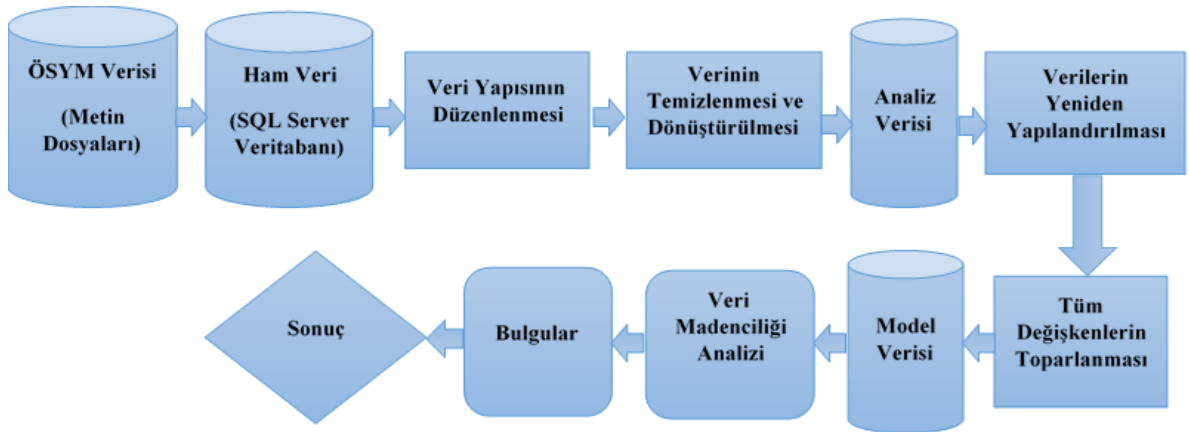
BÖLÜM III

YÖNTEM

Araştırmanın bu bölümünde araştırma modeli, çalışma grubu, çalışma verisi ve veri analiziyle ilgili bilgilere yer verilmiştir.

3.1. Araştırma Modeli

Araştırma kapsamında, veri madenciliği sürecinin tanımlandığı CRISP-DM süreç modeli (Chapman vd., 2000) takip edilmiştir. Analizler CRISP-DM metodolojisini kullanan IBM SPSS Modeler (Versiyon 18.2) programıyla (Ersöz, 2019; IBM, n.d.) yapılmış olup çalışma sürecinde uygulanan aşamalar Şekil 5'te gösterilmiştir.



Şekil 5. Araştırma süreci

Şekil 5’te verilen araştırma süreci CRISP-DM modelinin adımları doğrultusunda araştırma deseni, çalışma grubu, çalışma verisi ve veri analizi bölümleriyle ilişkilendirilerek açıklanmıştır.

Araştırma deseni, CRISP-DM sürecinde işi anlama aşamasını temsil etmektedir. Bu çalışma, akademik kariyer veya meslek edinim sürecinde sonuçları önemli olan yüksek riskli sınavlardan KPSS, ALES ve YDS başarılarıyla ilişkili değişkenlerin veri madenciliği yöntemleri kullanılarak incelenmesine ve analizler doğrultusunda oluşturulan model doğruluk oranlarının belirlenip yordama ve sınıflandırma performanslarının karşılaştırılmasına yönelik bir korelasyonel araştırmadır. Korelasyonel araştırma, değişkenler arasındaki ilişkileri belirleme veya bilinen değişkenlerden diğer değişkeni yordama amacıyla kullanılabilir (Fraenkel, Wallen & Hyun, 2012). Bu araştırma, yüksek riskli sınavlardaki başarı durumlarını yordama ve sınıflandırmaya dayalı veri madenciliği yöntemlerini kullanarak başarıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeylerinin değerlendirilmesi açısından değişkenler arasındaki ilişki derecesini tanımlama imkânı sağlayan korelasyonel araştırma desenindedir (Fraenkel, Wallen & Hyun, 2012) .

3.2. Çalışma Grubu

CRISP-DM sürecinde ikinci adım veri anlama aşaması olup araştırmada kullanılan veriler 2020 KPSS Lisans, 2020 ALES/1. Dönem ve 2020 YDS sınavlarına giren adaylardan oluşmaktadır. Araştırmada, bu adayların kişisel bilgileri arındırılarak anonim biçimde gerekli etik izinler doğrultusunda ÖSYM’den temin edilen verileri kullanılmıştır. Araştırmanın çalışma grubunu oluşturan bu adayların YGS sonuçları incelendiğinde Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Sistemi (ÖSYS) verisinin 2012-2022 yılları arasında yapılan sınavları kapsayacak şekilde paylaşıldığı tespit edilmiş ve ÖSYS bilgilerine ulaşılmayan adaylar veri setinden çıkarılmıştır. Ayrıca, veride bazı adayların meslek lisesi mezunu olduğu ve sınavsız geçiş haklarını kullanarak herhangi bir ÖSYS sınavına girmeden Yükseköğretim Programları ve Kontenjanları Kılavuzunda belirtilen yükseköğretim programlarına yerleşebildiği (ÖSYM, 2012a, 2013a, 2014a, 2015a, 2016a, 2017a) tespit edilmiş olup herhangi bir YGS sonuç bilgisi bulunmayan bu adaylar da veri setine dâhil edilmemiştir. Yerleştirme verisinde ise adayların farklı zamanlarda ÖSYS

sınavlarına girebildiği ve birden fazla yükseköğretim programına yerleşebildiği gözlenmiş olup bu adayların ilk yerleştiği ÖSYS bilgisi analizlerde kullanılmıştır.

Ayrıca, YDS’de bazı yabancı dil sınavlarının çoktan seçmeli test yerine çeviri şeklinde yapılması (ÖSYM, 2020c) ve İngilizce testi dışındaki yabancı dillerde sınava giren aday sayılarının az olmasından (%15) dolayı çalışma grubu 2020 YDS İngilizce testini alan adaylardan oluşmaktadır. Sonuç olarak, 2020 yılında KPSS, ALES/1 ve YDS İngilizce sınavlarına giren 10.652 adayın araştırma kapsamında incelenen değişkenleri bir araya getirilmiştir. Elde edilen veride üniversite ve lisans programı değişkenlerinin kategori sayısının fazla ve bazı kategorilerdeki aday sayılarının az olduğu görülmüştür. Bu durumun analiz sonuçlarını olumsuz etkileyebileceği düşünülerek üniversite ve lisans programı değişkenlerinde her bir kategoride en az 10 aday (%0,1) bulunma koşuluyla model veri seti oluşturulmuştur. Buna göre analizlerde KPSS, ALES ve YDS-İngilizce başarılarıyla ilişkili değişkenleri incelemede 9.918 aday verisine dayalı çalışma örnekleme kullanılmıştır.

3.3. Çalışma Verisi

Çalışma verisi, CRISP-DM sürecindeki veri hazırlama aşamasını temsil etmektedir. Araştırma kapsamında ÖSYM tarafından paylaşılan veriler ve bu verilerin içeriği hakkındaki bilgilere Tablo 3’te yer verilmiştir.

Tablo 3

ÖSYM Tarafından Paylaşılan Veriler ve İçerik Bilgi Tablosu

Veri	Açıklama
Demografik Veri	Sınavlara başvuran adayların doğum yılı ve cinsiyet bilgileri
Eğitim Verisi	Sınav başvurularında beyan edilen üniversite, lisans programı, ANO, mezuniyet yılı, lise türü ve lise diploma notu bilgileri
ÖSYS OBP Verisi	Üniversite giriş sınavlarında lise diploma notuna göre yerleştirme işlemlerinde kullanılmak üzere hesaplanan OBP bilgisi
Test Sonuçları Verisi	Adayların girmiş oldukları sınav oturumlarındaki testlere ait doğru, yanlış, boş sayıları ve ham puan (net sayısı) bilgileri
Puanlar Verisi	Adayların girmiş oldukları sınavlara göre ayrı ayrı puan türleri bazında hesaplanan puanları ve başarı sıralamaları
Yerleştirme Verisi	Üniversite giriş sınavları sonucunda bir yükseköğretim kurumuna yerleşen adayların üniversite, fakülte ve lisans programı bilgisi

Tablo 3’te belirtilen veriler büyük veri yapısında olup MS SQL Server (Versiyon 15.0) veri tabanında veri yapısının düzenlemesi, verinin temizleme ve dönüştürme işlemleri sonucunda veri analizlere uygun hale getirilmiştir. Bu süreçte adayların demografik verisinden cinsiyet değişkeni; eğitim verisinden lise ve üniversite bilgileri, ANO, mezuniyet yılı; ÖSYS OBP verisinden OBP değişkeni, test sonuçları ve puanlar verisinden YGS, KPSS, ALES, YDS sonuçlarına ait değişkenler bir araya getirilmiştir. Fakat bazı adayların eğitim verisinde birden fazla lisans programı mezunu olduğu gözlenmiş olup araştırmada lisans eğitim bilgilerinden adayın ilk mezun olduğu lisans programı bilgisine dayalı veriler analiz verisine eklenmiştir.

CRISP-DM sürecinin modelleme aşamasından önce analiz verileri yeniden yapılandırılmış ve modelleme çalışmalarında kullanılacak veriler bir araya getirilmiştir. Bu doğrultuda, öncelikle eğitim veri setinde yer alan lise türleri bilgisinin, çalışma örnekleminde 99 farklı kategoride olduğu tespit edilmiştir. Bu lise türleri ÖSYS başvuru kılavuzu Okul Türleri ve Kodları tablosundan (ÖSYM, 2012a, 2013a, 2014a, 2015a, 2016a, 2017a) yararlanarak gruplandırılmış ve “Lise Grubu” değişkeni olarak model veri setine eklenmiştir. Lise

türleri ve buna bağlı elde edilen lise gruplarının listesi Ek 1’de verilmiştir. Tablo 4’te ise lise grubuna göre aday sayılarının yüzdeleri verilmiştir.

Tablo 4
Lise Grupları ve Aday Sayıları

Lise Türü	Aday Sayısı (%)	Lise Türü	Aday Sayısı (%)
Anadolu	49,35	Fen	2,78
Genel	21,90	Sosyal Bilimler	0,96
Anadolu Öğretmen	8,50	Sağlık	0,77
Meslek	6,67	Askeri	0,22
İmam Hatip	5,05	Güzel Sanatlar ve Spor	0,02
Açıköğretim	3,77		

Lisans programı değişkeni 2020 Yükseköğretim Kurumları Sınavı (YKS) yükseköğretim programları ve kontenjanları kılavuzunda merkezi yerleştirme ile öğrenci alan yükseköğretim lisans programları tablosundan (ÖSYM, 2020d) yararlanarak kılavuzun ilgili tablosunda yer alan fakülteler ile eşleştirilmiş ve fakülte grupları oluşturulmuştur. Lisans programları ve ait oldukları fakülte gruplarını gösteren liste Ek 2’de verilmiştir. Tablo 5’te ise lisans programlarının fakülte gruplarına göre oluşan grup adları ve aday sayılarının yüzdesi verilmiş olup veri setine “Fakülte Grubu” değişkeni olarak eklenmiştir.

Tablo 5
Lisans Programlarının Fakülte Grupları ve Aday Sayıları

Fakülte Grubu	Aday Sayısı (%)	Fakülte Grubu	Aday Sayısı (%)
Mühendislik ve Mimarlık	29,31	Hukuk	3,29
İktisadi ve İdari Bilimler	21,16	Ziraat	1,48
Edebiyat	15,79	İlahiyat	1,39
Eğitim	10,94	İletişim	1,12
Sağlık	10,87	Turizm	0,72
Fen	3,48	Güzel Sanatlar ve Spor	0,45

Ayrıca, ÖSYS yükseköğretim programları ve kontenjanları kılavuzunda yer alan lisans programlarının puan türü (ÖSYM, 2020d) ve ÖSYS başvuru kılavuzunun özel yetenek sınavıyla öğrenci alan programları bilgisine (ÖSYM, 2020e) dayalı her bir lisans programının ait olduğu puan türü bilgisi belirlenmiştir. Bu bağlamda lisans programlarının puan türüne göre “Lisans Alanı” değişkeni model veri setine eklenmiştir. Lisans programları ile bu programların alanlarına ait bilgiler Ek 3’te, lisans alanı değişkeninin dağılımı ise Tablo 6’da verilmiştir.

Tablo 6

Lisans Alanı ve Aday Sayıları

Lisans Alanı	Aday Sayısı (%)	Lisans Alanı	Aday Sayısı (%)
Sayısal	45,64	Dil	4,70
Eşit Ağırlık	38,60	Özel Yetenek	0,23
Sözel	10,83		

Adayların mezuniyet durumları incelendiğinde, 2020 yılında yapılan KPSS, ALES ve YDS sınavlarına giren bazı adayların mezuniyet yılı bilgisinin bulunmadığı görülmüştür. ÖSYM KPSS Lisans kılavuzunda ise ilgili sınavlara lisans programlarından mezun ya da mezun olabilecek durumda olan adayların girebildiği (ÖSYM, 2020b) bilgisine dayanarak mezuniyet yılı boş olan adayların mezuniyet tarihleri 2020 olarak kabul edilmiştir. Buna göre adayların mezuniyet tarihlerine dayalı olarak lisans mezuniyeti sonrası geçen sürelerle göre “Mezuniyet Yılı” değişkeni elde edilmiştir. Bu değişkende 19 kategori bulunmakta iken mezuniyet yılı 3 ve üzeri olan kategorilerdeki aday sayılarının %1’in altında olduğu belirlenmiş olup bu adayların mezuniyet yılı tek bir grupta birleştirilerek bu değişken 4 kategoride incelenmiştir, bu kategorilerdeki aday sayılarının yüzdeleri Tablo 7’de verilmiştir.

Tablo 7

Mezuniyet Yılı ve Aday Sayıları

Mezuniyet Yılı	Aday Sayıları (%)
0	62,35
1	27,78
2	7,18
3+	2,69

Adayların lisans eğitim bilgisi incelendiğinde üniversitelerin not sistemi verisinin değişkenlik göstermesinden (4, 5, 6, 7, 10, 20 ve 100) kaynaklı farklılıklar bulunduğu gözlenmiştir. Bu sebeple veri setindeki ANO değişkeni 100’lük not sistemine dönüştürülerek standartlaştırılmıştır. OBP adayların ortaöğretimi bitirme notlarına bağlı 250-500 puan aralığında standart puanlara dönüştürüldüğü bilgisi ÖSYM kılavuzlarında mevcut olduğundan (ÖSYM, 2012a, 2013a, 2014a, 2015a, 2016a, 2017a), bu değişken paylaşılan haliyle kullanılmıştır.

Test sonuçları ve puanlar verisi incelendiğinde adayların ÖSYS puanlarının 2012-2017 YGS olmak üzere farklı yıllarda elde edildiği gözlenmiştir. Bu sebeple ÖSYM tarafından yayınlanan ve Tablo 8’de gösterilen 2012-2017 YGS sayısal bilgilerindeki YGS testlerinin

yıllara göre ortalama ve standart sapma deęerleri (ÖSYM, 2012b, 2013b, 2014b, 2015b, 2016b, 2017b) kullanılarak her yıl kendi ierisinde standartlařtırılmıř ve YGS'nin her bir alt testi iin Z puanları deęiřkenleri oluřturulmuřtur.

Tablo 8

YGS Testlerinin Yıllara Gre Ortalama ve Standart Sapma Deęerleri

	Fen Bilimleri		Matematik		Sosyal Bilimler		Trke	
	Ortalama	Standart Sapma	Ortalama	Standart Sapma	Ortalama	Standart Sapma	Ortalama	Standart Sapma
2012	3,560	7,800	6,920	9,700	8,700	7,670	18,000	9,700
2013	3,500	7,800	7,500	9,400	12,100	8,500	16,800	9,400
2014	3,500	7,300	6,100	8,700	11,200	7,300	18,700	8,400
2015	3,900	7,300	5,200	8,100	10,700	6,800	15,800	7,500
2016	4,697	8,068	7,891	9,796	10,752	7,359	19,101	8,379
2017	4,611	7,594	5,128	7,456	12,308	7,670	17,278	8,758

Puanlar verisinde, KPSS puanları incelendięinde sınavdaki oturumlar ve testlere baęlı olarak ok fazla puan trnn bulunduęu grlmřtur. Bu puan trlerinden KPSSP3 puanının hesaplanmasında Genel Yetenek ve Genel Kltr testlerinin 0,5 katsayıyla eřit etkiye sahip olduęu ve bu testlerden en az 1 ham puanı bulunmayan adayların KPSS puanlarının hesaplanmadıęı (ÖSYM, 2020b) belirtildięinden bu puan trnn tm adaylar iin ortak puan olduęu tespit edilmiřtir. Bu sebeple analizlerde KPSS puanı olarak ‘‘KPSS P3 puanı’’ kullanılmıřtır. 2020 KPSS Lisans Genel Yetenek ve Genel Kltr testlerine ait ham puanlar (net sayısı) da bazı modellerde kullanılmak zere veri setine dhil edilmiřtir. Adayların 2012-2020 yıllarında KPSS'ye girme sayılarını gsteren deęiřkende ise 9 kategori bulunmasına raęmen KPSS'ye girme sayısı 4 ve zeri olan kategorilerdeki aday sayılarının %1'in altında olduęu belirlenmiř olup bu adaylar tek bir kategoride birleřtirilerek incelenmiřtir. KPSS'ye girme sayısı deęiřkeninin kategorilerindeki aday sayılarının yzdeleri Tablo 9'da verilmiřtir.

Tablo 9

KPSS'ye Girme Sayısı ve Aday Sayıları

KPSS'ye Girme Sayısı	Aday Sayıları (%)
1	72,93
2	20,67
3	4,19
4+	2,21

ALES puanları incelendiğinde, adayların ham puanları (net sayısı) ortalaması 50 standart sapması 10 olan standart puanlara daha sonra Sayısal (A) ve Sözel (B) test ağırlıklarına göre Sayısal Puanı (%75A+%25B), Sözel Puanı (%25A+%75B) ve Eşit Ağırlık Puanı (%50A+%50B) olmak üzere 100 üzerinden puanlara dönüştürülerek hesaplanan üç puan türünün (ÖSYM, 2020a) bulunduğu gözlenmiştir. Analizlerde ALES Sayısal, Sözel ve Eşit Ağırlık puanları ayrı ayrı incelenmiştir. Ayrıca ALES Sayısal ve Sözel Testleri ham puanları da bazı modellerde kullanılmak üzere veri setine dâhil edilmiştir.

YDS puanları incelendiğinde ise aday puanlarının yanlış cevapların dikkate alınmadan sadece doğru cevap sayılarına bağlı 100 üzerinden standart puanlara dönüştürülerek hesaplandığı ve bu puanlara ait yabancı dil seviyelerini gösteren kategorilerin (ÖSYM, 2020c) de bulunduğu görülmüştür. Buna göre adaylar belirli puan aralıklarında beş kategoriden oluşan yabancı dil seviyelerine sahip olmasına rağmen 50 puandan az alan adaylar için herhangi bir kategorinin bulunmadığı tespit edilmiştir. Araştırma kapsamında 50 puandan az alan bu adaylar “F” olarak altıncı bir kategoride kodlanmış ve “Yabancı Dil Seviyesi” değişkeni altı kategorili olarak güncellenmiştir. Adayların YDS puan ve yabancı dil seviyelerine göre dağılımı Tablo 10’da verilmiştir.

Tablo 10

YDS Puanı ve Yabancı Dil Seviyelerine Göre Aday Sayıları

Puan Aralığı	Seviye	Aday Sayısı %
90-100	A	1,68
80-89	B	3,90
70-79	C	5,25
60-69	D	7,21
50-59	E	8,70
<50	F	73,25

Analizlerde, YDS başarısının incelenmesinde yabancı dil seviyesi değişkeni kullanılmış olup YDS puanı değişkeni ise bazı modellerde kullanılmak üzere veri setine dâhil edilmiştir.

Sonuç olarak, elde edilen veri setindeki kategorik değişkenlerin KPSS, ALES ve YDS puanlarına göre hesaplanan betimsel istatistikleri Ek 4’te, sürekli değişkenler için hesaplanan betimsel istatistikler ise Ek 5’te verilmiştir.

3.4. Veri Analizi

Araştırmada yüksek riskli sınavlardan KPSS ve ALES puanlarını yordayan ve YDS seviyelerini sınıflandıran modeller üzerinden başarıyla ilişkili değişkenlerin incelenmesi amaçlandığından sınıflandırma ve yordamaya yönelik tahmin edici yöntemler kullanılmaktadır. SPSS Modeler veriye dayalı bilgi üretme, tahmin modelleri geliştirme ve karar verme süreçlerini iyileştirmede kullanılan bir veri madenciliği aracı (IBM, n.d.) olarak tanımlanmakta olup çalışma kapsamındaki veri analizleri IBM SPSS Modeler 18.2 programıyla yapılmıştır. Veri analizlerinden önce veri setindeki kayıp veriler ve uç değerler temizlenmiştir. Analiz sonuçlarının güvenilirlik ve geçerliğini sağlamak amacıyla tüm veri eğitim (%70) ve test (%30) verisi olarak ikiye ayrılmıştır.

Veri madenciliği alanındaki çalışmalarda verinin ilişkisiz değişkenler içermesi modelin öğrenme performansını olumsuz yönde etkileyebileceğinden (Gu, Cheng & Jin, 2016) modelleme aşamasından önce değişken seçimi (*feature selection*) işlemcisini kullanmak sınıflandırma doğruluğu ve yordama performansını artırmada önemlidir (Kokoç & Kokoç, 2021; Pujari & Gupta, 2012). Bu sebeple, veri setlerindeki bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiler her bir model için ayrı ayrı olmak üzere IBM SPSS Modeler değişken seçimi işlemcisiyle incelenmiştir. Modele dâhil edilecek değişkenleri belirlemede kullanılan değişken seçimi işlemcisinde; çok fazla kayıp gözlem içeren, varyansı çok az, tek bir kategorideki veri sayısının fazla ya da kategori sayısı çok fazla olan değişkenlerin elendiği tarama (*screening*), hedef ve yordayıcı değişkenler arasındaki ilişkilerin belirlenerek önem (*importance*) düzeyine göre sıralandığı sıralama (*ranking*) ve elde edilen bağımsız değişkenlerin modelleme aşamasına aktarıldığı seçme (*selecting*) olmak üzere üç aşama bulunmaktadır (IBM, 2021a). Değişken seçimi işlemcisinde hedef ya da yordayıcı değişkenler sürekli ya da kategorik olabilmekle birlikte (IBM, 2021a) değişkenlerin önem düzeylerini belirlemede hedef değişkenin kategorik olduğu durumlarda Pearson ki-kare (*Pearson chi-square*), Olabilirlik Oranı ki-kare (*Likelihood-ratio chi-square*), Cramer's V, Lambda, hedef değişkenin sürekli olduğu durumlarda ise F istatistiği veya korelasyon katsayısına bağlı t istatistiği gibi farklı testler kullanılmaktadır (IBM, 2021b). Çalışma kapsamında KPSS ve ALES başarısı sürekli bir hedef değişkenle incelendiğinden F ve t istatistiği, YDS başarısı için ise hedef değişkenin kategorik olmasına bağlı Pearson ki-kare

testi kullanılarak yordayıcı değişkenlerin önem düzeyleri (*importance*) belirlenmiştir. Bu değişkenlerden önem düzeyi 0,95'in üzerinde olanlar modelleme aşamasında kullanılmak üzere seçilmiş, marjinal ($\leq 0,95$) ve önemsiz ($< 0,90$) olarak belirlenen değişkenler model verisinden çıkarılmıştır. Buna göre, KPSS başarısıyla ilişkili değişkenleri yordamada değişken seçimi işlemcisi sonucunda lise türü değişkeni model veri setinden çıkarılarak KPSS başarısını modellemede 18 değişken kullanılmıştır. ALES başarısını incelemde ALES Sayısal, Sözel ve Eşit Ağırlık puanları ile yordayıcı değişkenler arasındaki ilişkiler değişken seçimi işlemcisiyle ayrı ayrı incelenmiştir. Buna göre, ALES Sayısal puanları ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiler incelendiğinde mezuniyet yılı ve ANO değişkenleri değişken seçimi aşamasında elenerek ALES Sayısal başarısını modellemede 16 değişken kullanılmıştır. ALES Sözel puanları ile yordayıcı değişkenler arasındaki ilişkiler değişken seçimi işlemcisiyle incelendiğinde 18 değişkenin tamamı modelleme aşamasına seçilmiştir. ALES Eşit Ağırlık puanları ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiler incelendiğinde değişken seçimi işlemcisi sonucunda mezuniyet yılı değişkeni model veri setinden çıkarılarak ALES Eşit Ağırlık başarısını incelemde 17 değişken kullanılmıştır. YDS başarısının incelenmesinde bağımsız değişkenlerden lise türü ve cinsiyet değişkenleri değişken seçimi işlemcisi sonuçlarına bağlı olarak model veri setine dâhil edilmemiş olup YDS seviyelerini belirlemede 17 değişken modelleme aşamasında kullanılmıştır.

Modelleme öncesi hazırlanan verilerinin istatistiğe dayalı testler için normallik, doğrusallık, hata varyanslarının homojenliği (*homoscedasticity*) varsayımları grafiklerle test edilmiştir. Model verisi için bağımsız hatalar varsayımı Durbin-Watson Testi, çoklu ortak doğrusallık (*multicollinearity*) durumu ise VIF (Varyans Şişmesi) ve tolerans değerleriyle incelenmiştir. Buna göre Durbin-Watson değerlerinin 1,5-2,5 arasında olduğu hata terimleri arasında ardışık bağımlılık (*otokorelasyon*) olmadığı, tolerans değerlerinin bir civarında olup 0'a yaklaşan bir tolerans değeri olmadığı ve VIF değerlerinin tamamının da 10'un altında olduğu dolayısıyla iki veya daha fazla bağımsız değişken arasında doğrusal bir ilişki bulunmadığı görülmüştür.

CRISP-DM sürecinin modelleme aşamasında KPSS, ALES ve YDS başarıları veri yapısı ve değişkenlerin özellikleri göz önünde bulundurularak sınıflandırmaya dayalı veri

madenciliği yöntemleriyle modellenmiştir. Buna göre, hedef değişkenin sürekli olduğu KPSS ve ALES puanlarını yordamada C&RT, CHAID, MR, RF, KNN, SVM ve ANN yöntemleri kullanılmıştır. Hedef değişkenin kategorik olduğu YDS seviyeleri değişkeni ise bu modellerin dışında C5.0 algoritmasıyla da analiz edilmiş ve MR analizi yerine ise MLR analizi kullanılmıştır. Eğitim verisi kullanılarak modellerin öğrenimi sağlanmış ve test verisine dayalı model sonuçları karşılaştırılmıştır. Bu bağlamda KPSS ve ALES puanlarını yordayan modellerin performanslarını karşılaştırırken MAE ve r incelenmiştir. YDS seviyelerine göre sınıflandırma yapan modellerin performanslarını incelemeye ise karışıklık matrisleri hazırlanarak modellerin doğruluk, duyarlılık, seçicilik, hassaslık değerleri ve F puanları karşılaştırılmıştır. Analiz sonucunda yüksek riskli sınavlarda başarıyla ilişkili değişkenler önem düzeylerine göre incelenmiştir.

BÖLÜM IV

BULGULAR

Araştırmanın amacı ve alt problemleri doğrultusunda elde edilen bulgular bu bölümde verilmiştir. Yüksek riskli sınav başarısıyla ilişkili değişkenler alt problemler ve yöntemler doğrultusunda ayrı ayrı incelenmiş ve model performansları karşılaştırılmıştır.

4.1. Birinci Alt Problem: KPSS Başarısıyla İlişkili Değişkenlere İlişkin Bulgular

Adayların KPSS başarısıyla ilişkili değişkenler (cinsiyet, OBP, ANO, lise türü, üniversite türü, mezuniyet yılı, lise, üniversite, lisans programı, fakülte, lisans alanı, sınava girme sayısı, YGS Türkçe, YGS Matematik, YGS Sosyal Bilimler, YGS Fen Bilimleri, ALES Sayısal, ALES Sözel ve YDS puanı) nelerdir?

4.1.1. CHAID Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların KPSS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri CHAID yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 11’de verilmiştir.

Tablo 11

CHAID Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Değişken	Önem	%
ALES Sayısal	0,2922	29,22
ALES Sözel	0,2295	22,95
YGS Matematik	0,1011	10,11
Mezuniyet Yılı	0,0831	8,31
YGS Türkçe	0,0689	6,89
Cinsiyet	0,0677	6,77
YDS Puanı	0,0603	6,03
OBP	0,0596	5,96
ANO	0,0376	3,76
YGS Sosyal Bilimler	0,0000	0,00

CHAID yöntemi analiz sonuçlarına göre, KPSS başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişkenler %29,22 ile ALES sayısal ve %22,95 ile ALES sözel testi olarak belirlenmiştir. Diğer değişkenlerden YGS matematik %10,11 ve mezuniyet yılı %8,31 önem yüzdelerine sahip değişkenlerdir. YGS Türkçe, cinsiyet, YDS puanı, OBP ve ANO gibi diğer değişkenler de KPSS başarısını yordamada %6,89 ile %3,76 arasında değişen önem yüzdelerine sahiptir. Ancak, analizde YGS sosyal bilimler değişkeninin önem düzeyi %0,00 olarak belirlenmiş olup bu değişkenin KPSS başarısını yordamada önemli olmadığı sonucuna varılmıştır.

4.1.2. C&RT Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların KPSS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri C&RT yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 12’de verilmiştir.

Tablo 12

C&RT Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Değişken	Önem	%
ALES Sözel	0,2106	21,06
ALES Sayısal	0,1608	16,08
YGS Matematik	0,0584	5,84
YGS Fen Bilimleri	0,0584	5,84
Fakülte Grubu	0,0584	5,84
Lisans Alanı	0,0584	5,84
Lise Grubu	0,0584	5,84
YGS Türkçe	0,0584	5,84
YDS Puanı	0,0584	5,84
ANO	0,0584	5,84
Mezuniyet Yılı	0,0584	5,84
OBP	0,0584	5,84
KPSS'ye Girme Sayısı	0,0449	4,49
YGS Sosyal Bilimler	0,0000	0,00

C&RT yöntemi analiz sonuçlarına göre, KPSS başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişken %21,06 ile ALES sözel olarak belirlenmiş olup ALES sayısal değişkeni %16,08 önem yüzdesiyle ikinci en önemli değişkendir. YGS matematik, fen bilimleri ve Türkçe, fakülte, lise, lisans alanı, YDS puanı, ANO, OBP ve mezuniyet yılı değişkenlerinin önem düzeyi %5,84 olarak hesaplanmıştır. KPSS'ye girme sayısının önem yüzdesi %4,49 iken, YGS sosyal bilimler değişkeninin önem yüzdesi %0,00 yani önemsiz olarak belirlenmiştir.

4.1.3. MR Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların KPSS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri MR yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 13'te verilmiştir.

Tablo 13

MR Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Değişken	Önem	%
ALES Sözel	0,2604	26,04
YGS Sosyal Bilimler	0,1319	13,19
ALES Sayısal	0,1122	11,22
ANO	0,1061	10,61
YGS Türkçe	0,1006	10,06
OBP	0,0830	8,30
YGS Matematik	0,0786	7,86
YGS Fen Bilimleri	0,0744	7,44
YDS Puanı	0,0528	5,28

MR yöntemi analiz sonuçlarına göre, KPSS başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişken %26,04 ile ALES sözel olarak belirlenmiştir. Sonraki en önemli değişkenler %13,19 ile YGS sosyal bilimler ve %11,22 ile ALES sayısal testindeki başarı durumudur. ANO, YGS Türkçe, OBP, YGS matematik ve YGS fen bilimleri %10,61 ile %7,44 arasında değişen önem yüzdelerine sahiptir. YDS puanı ise %5,28 değeriyle önem yüzdesi görece en düşük olan değişkendir.

4.1.4. KNN Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların KPSS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri KNN yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 14'te verilmiştir.

Tablo 14

KNN Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Değişken	Önem	%
ALES Sayısal	0,0587	5,87
ALES Sözel	0,0573	5,73
KPSS'ye Girme Sayısı	0,0562	5,62
YGS Matematik	0,0559	5,59
YGS Sosyal Bilimler	0,0559	5,59
Üniversite	0,0558	5,58
Cinsiyet	0,0556	5,56
Mezuniyet Yılı	0,0556	5,56
Üniversite Türü	0,0554	5,54
ANO	0,0553	5,53
YGS Fen Bilimleri	0,0553	5,53
YGS Türkçe	0,0553	5,53
YDS Puanı	0,0552	5,52
OBP	0,0551	5,51
Lisans Alanı	0,0546	5,46
Lisans Programı	0,0546	5,46
Fakülte Grubu	0,0541	5,41
Lise Grubu	0,0540	5,40

KNN yöntemi analiz sonuçlarına göre, KPSS başarısını yordamada değişkenler benzer önem düzeylerine sahip olmakla birlikte en yüksek önem yüzdesine sahip değişkenler %5,87 ile ALES sayısal ve %5,73 ile ALES sözel olarak belirlenmiştir. KPSS'ye girme sayısı, YGS matematik, YGS sosyal bilimler, üniversite, cinsiyet, mezuniyet yılı ve üniversite türü %5,62 ile %5,54 arasında değişen değerlerle sonraki önemli değişkenlerdir. ANO, YGS fen bilimleri ve YGS Türkçe %5,53, YDS puanı %5,52, OBP %5,51 önem yüzdelere sahip değişkenlerdir. Lisans alanı, lisans programı, fakülte ve lise değişkenleri %5,46 ile %5,40 değerleriyle görece daha düşük önem yüzdelere sahiptir.

4.1.5. SVM Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların KPSS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri SVM yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 15'te verilmiştir.

Tablo 15

SVM Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Değişken	Önem	%
ALES Sayısal	0,2152	21,52
KPSS'ye Girme Sayısı	0,0777	7,77
ALES Sözel	0,0623	6,23
Lisans Programı	0,0583	5,83
YGS Matematik	0,0535	5,35
Mezuniyet Yılı	0,0516	5,16
YGS Türkçe	0,0476	4,76
Üniversite Türü	0,0475	4,75
ANO	0,0455	4,55
Cinsiyet	0,0440	4,40
Üniversite	0,0433	4,33
OBP	0,0427	4,27
YGS Fen Bilimleri	0,0426	4,26
YDS Puanı	0,0423	4,23
Lise Grubu	0,0411	4,11
Lisans Alanı	0,0383	3,83
Fakülte Grubu	0,0321	3,21
YGS Sosyal Bilimler	0,0144	1,44

SVM yöntemi analizi sonucunda, KPSS başarısını yordamada en yüksek önem yüzdesine sahip değişken %21,52 ile ALES sayısal olarak belirlenmiştir. Sonraki en önemli değişkenler %7,77 önem yüzdesi ile KPSS'ye girme sayısı ve %6,23 önem yüzdesi ile ALES sözel başarı durumudur. Lisans programı, YGS matematik, mezuniyet yılı, YGS Türkçe ve üniversite türü %5,83 ile %4,75 arasında önem yüzdelerine sahip değişkenlerdir. ANO (%4,55), cinsiyet (%4,40), üniversite (%4,33), OBP (%4,27), YGS fen bilimleri (%4,26), YDS puanı (%4,23) ve lise (%4,11) gibi değişkenlerin önem yüzdeleri görece daha düşük olmakla birlikte, lisans alanı %3,83, fakülte %3,21 ve YGS sosyal bilimler %1,44 değerleriyle yordamada önem yüzdesi en düşük değişkenler olarak belirlenmiştir.

4.1.6. ANN Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların KPSS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri ANN yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 16'da verilmiştir.

Tablo 16

ANN Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Değişken	Önem	%
Üniversite	0,1043	10,43
ALES Sayısal	0,0990	9,90
Lisans Programı	0,0961	9,61
ALES Sözel	0,0769	7,69
YGS Matematik	0,0626	6,26
Fakülte Grubu	0,0565	5,65
Lise Grubu	0,0556	5,56
ANO	0,0529	5,29
YGS Sosyal Bilimler	0,0518	5,18
YGS Türkçe	0,0493	4,93
YDS Puanı	0,0467	4,67
OBP	0,0446	4,46
KPSS'ye Girme Sayısı	0,0434	4,34
Mezuniyet Yılı	0,0391	3,91
Lisans Alanı	0,0388	3,88
YGS Fen Bilimleri	0,0328	3,28
Üniversite Türü	0,0306	3,06
Cinsiyet	0,0191	1,91

ANN yöntemi analiz sonuçlarına göre, KPSS başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişken %10,43 ile üniversite olarak belirlenmiştir. ALES sayısal %9,90 ve lisans programı %9,61 değerleriyle sonraki en önemli değişkenlerdir. ALES sözel, YGS matematik, fakülte, lise, ANO, YGS sosyal bilimler, YGS Türkçe, YDS puanı ve OBP %7,69 ile %4,46 arasında değişen önem yüzdelerine sahiptir. Diğer değişkenlerden KPSS'ye girme sayısı %4,34, mezuniyet yılı %3,91, lisans alanı %3,88, YGS fen bilimleri %3,28, üniversite türü %3,06 değerleriyle önem düzeyleri görece daha düşük olup analizlerde cinsiyet (%1,91) değişkeni en düşük önem yüzdesine sahiptir.

4.1.7. RF Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların KPSS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri RF yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 17'de verilmiştir.

Tablo 17

RF Analiziyle KPSS Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Değişken	Önem	%
YGS Matematik	0,2150	21,50
ALES Sayısal	0,2135	21,35
ALES Sözel	0,1705	17,05
YGS Sosyal Bilimler	0,0789	7,89
OBP	0,0447	4,47
YGS Türkçe	0,0429	4,29
ANO	0,0365	3,65
Üniversite	0,0340	3,40
YDS Puanı	0,0331	3,31
YGS Fen Bilimleri	0,0308	3,08
Lisans Programı	0,0284	2,84
KPSS'ye Girme Sayısı	0,0208	2,08
Lise Grubu	0,0134	1,34
Fakülte Grubu	0,0119	1,19
Mezuniyet Yılı	0,0119	1,19
Cinsiyet	0,0068	0,68
Üniversite Türü	0,0037	0,37
Lisans Alanı	0,0032	0,32

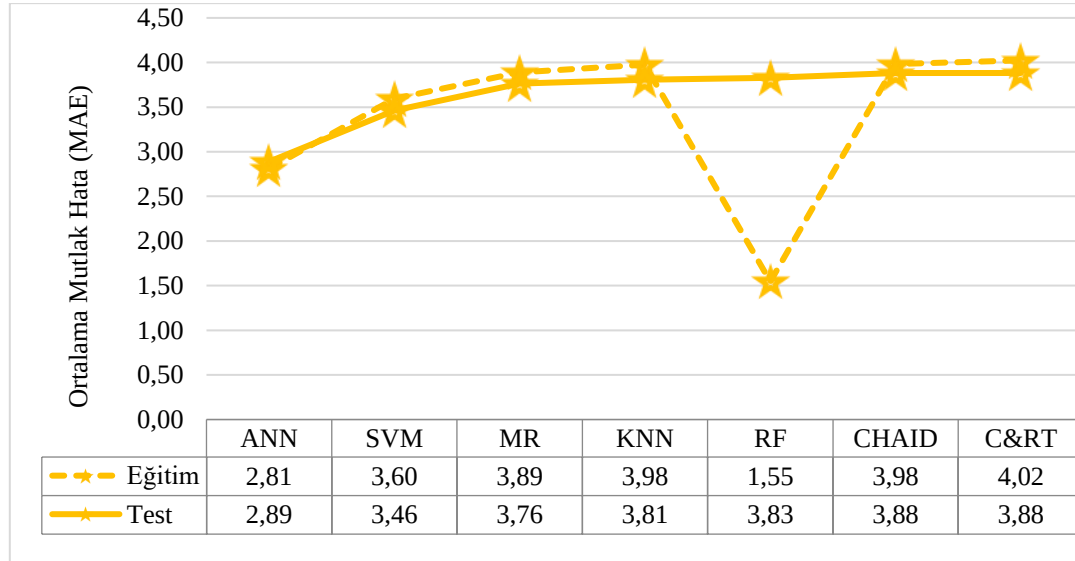
RF yöntemi analiz sonuçlarına göre, KPSS başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişkenler %21,50 ile YGS matematik ve %21,35 ile ALES sayısal olarak belirlenmiştir. Bu değişkenlerden sonra %17,05 ile ALES sözel ve %7,89 ile YGS sosyal bilimler önemlidir. Diğer değişkenlerden OBP, YGS Türkçe, ANO, üniversite, YDS puanı ve YGS fen bilimleri %4,47 ile %3,08 arasında değişen önem yüzdelerine sahiptir. Lisans programı %2,84, KPSS'ye girme sayısı %2,08, lise %1,34, fakülte %1,19 ve mezuniyet yılı %1,19 değerleriyle görece daha az önemli olup cinsiyet (%0,68), üniversite türü (%0,37) ve lisans alanı (%0,32) en düşük önem yüzdesine sahip değişkenlerdir.

4.2. İkinci Alt Problem: KPSS Başarısını Yordamada Model Performanslarına İlişkin Bulgular

KPSS başarısıyla ilişkili değişkenleri belirlemede CHAID, C&RT, MR, KNN, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin yordama performansları ne düzeydedir?

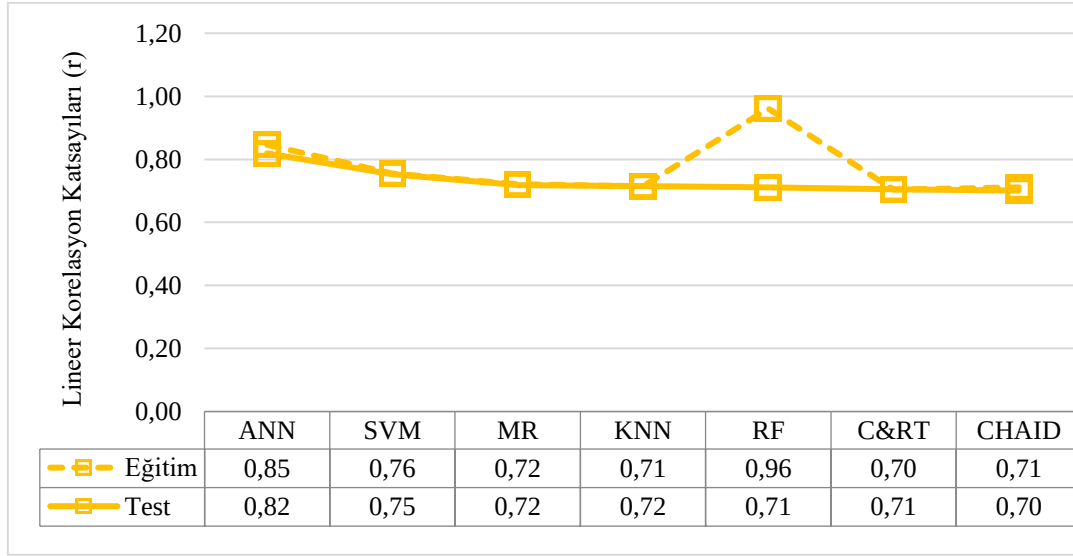
KPSS başarısını yordamada CHAID, C&RT, MR, KNN, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin performansları modellerin MAE ve r değerleriyle incelenmiştir. Modellerin MAE değerleri

karşılaştırıldığı grafik Şekil 6’da ve r değerlerinin karşılaştırıldığı grafik ise Şekil 7’de verilmiştir.



Şekil 6. KPSS başarısını yordamada modellerin MAE değerlerinin karşılaştırılması

Şekil 6 incelendiğinde, KPSS başarısını yordamada kullanılan modellerin MAE değerlerine göre küçükten büyüğe sıralandığı görülmüştür. Modellerden eğitim verisinde 2,81 ve test verisinde 2,89 hata değerleriyle ANN diğer modeller arasında en düşük MAE değerlerine sahip olup en iyi yordama performansı gösteren modeldir. SVM test verisindeki düşük MAE değeriyle (3,46) ikinci sırada en iyi yordama performansı sergileyen modeldir. Test verisinde MR 3,76 ve KNN 3,81 MAE değerleriyle KPSS başarısını yordamada orta düzeyde tahmin performansına sahiptir. RF modeli ise KPSS başarısını yordamada en düşük hata değerini (1,55) elde etmesine rağmen, test verisinde daha yüksek hata değeri (3,83) ile modeller arasında görece düşük yordama performansı sergilemiştir. Diğer taraftan, C&RT ve CHAID karar ağaçları tabanlı modeller, test verisinde 3,88 MAE değerine, eğitim verisinde ise C&RT 4,02 ve CHAID 3,98 MAE değerleriyle daha yüksek hata oranlarına sahiptir.



Şekil 7. KPSS başarısını yordamada modellerin r değerlerinin karşılaştırılması

Şekil 7 incelendiğinde, KPSS başarısını yordamada kullanılan modellerin test verisindeki r değerlerinin göre sıralandığı görülmüştür. Buna göre, ANN eğitim verisinde 0,85 ve test verisinde 0,82 olan yüksek korelasyon katsayılarıyla en güvenilir yordama modeli olarak öne çıkmaktadır. Benzer şekilde, SVM modeli test verisindeki yüksek r değeriyle (0,75) yordama performansı yüksek olan sonraki en iyi modeldir. MR modeli test ve eğitim verisindeki aynı r değeri (0,72), KNN de eğitimde 0,71 ve testte 0,72 değerleriyle KPSS başarısını yordamada orta düzeyde tahmin performansına sahiptir. RF modeli eğitim verisinde çok yüksek r değerine (0,96) sahipken test verisinde daha düşük (0,71) r değeri elde etmiştir. C&RT ve CHAID modelleri eğitim ve test verilerinde birbirine yakın r değerleri almalarına rağmen bu değerlerin diğer modellere göre görece düşük (0,71 ve 0,70) olması yordamada model performanslarının daha düşük olduğunu göstermiştir.

KPSS başarısını yordamada kullanılan modellerin performansları MAE ve r ile değerlendirildiğinde, ANN en iyi tahmin performansı gösteren model olup SVM modeli de ikinci sırada iyi performans sergilemiştir. MR ve KNN orta düzeyde yordama performansına sahipken C&RT ve CHAID modellerinin tahmin doğruluğu diğer modellere göre daha düşüktür. RF modeli ise eğitim verisinde yüksek, test verisinde daha düşük performans göstermiş olup bu durum RF modelinin KPSS başarısını yordamada potansiyel aşırı uyumuna ve genellemede sınırlılıkları olabileceğine işaret etmektedir. Bu bulgular,

KPSS başarısını yordamada ANN ve SVM modellerinin daha etkili olduğunu göstermektedir.

4.3. Üçüncü Alt Problem: ALES Başarısıyla İlişkili Değişkenlere İlişkin Bulgular

Adayların ALES başarısıyla ilişkili değişkenler (cinsiyet, OBP, ANO, lise türü, üniversite türü, mezuniyet yılı, lise, üniversite, lisans programı, fakülte, lisans alanı, YGS Türkçe, YGS Matematik, YGS Sosyal Bilimler, YGS Fen Bilimleri, KPSS Genel Yetenek, KPSS Genel Kültür ve YDS puanı) nelerdir?

ALES başarısı incelenirken Sayısal, Sözel ve Eşit Ağırlık Puan türleri için başarıyla ilişkili değişkenler ayrı ayrı yordanmış ve analiz sonuçları sunulmuştur.

4.3.1. ALES Sayısal Başarısıyla İlişkili Değişkenlere İlişkin Bulgular

4.3.1.1. CHAID Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sayısal başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri CHAID yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 18’de verilmiştir.

Tablo 18

CHAID Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
YGS Matematik	0,5088	50,88
KPSS Genel Yetenek	0,3015	30,15
YDS Puanı	0,0397	3,97
Fakülte Grubu	0,0342	3,42
YGS Sosyal Bilimler	0,0272	2,72
YGS Türkçe	0,0249	2,49
Cinsiyet	0,0227	2,27
YGS Fen Bilimleri	0,0216	2,16
Lisans Alanı	0,0194	1,94

CHAID yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Sayısal başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişken %50,88 ile YGS matematik olarak belirlenmiş olup %30,15 ile KPSS Genel yetenek de ikinci sırada en önemli değişkendir. YDS puanı, fakülte, YGS sosyal bilimler ve YGS Türkçe %3,97 ile %2,49 arasında değişen önem yüzdelere

sahiptir. Cinsiyet (%2,27), YGS fen bilimleri (%2,16) ve lisans alanı (%1,94) ise en düşük önem yüzdesine sahip değişkenlerdir.

4.3.1.2. C&RT Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sayısal başarıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri C&RT yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 19’da verilmiştir.

Tablo 19

C&RT Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
YGS Matematik	0,3830	38,30
KPSS Genel Yetenek	0,3690	36,90
Fakülte Grubu	0,0291	2,91
Lisans Alanı	0,0291	2,91
Lise Grubu	0,0291	2,91
YGS Türkçe	0,0291	2,91
YDS Puanı	0,0291	2,91
KPSS Genel Kültür	0,0291	2,91
OBP	0,0291	2,91
YGS Sosyal Bilimler	0,0291	2,91
YGS Fen Bilimleri	0,0149	1,49

C&RT yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Sayısal başarıyı yordamada önem yüzdesi en yüksek değişkenler %38,30 ile YGS matematik ve %36,90 ile KPSS genel yetenek olarak belirlenmiştir. Fakülte, lisans alanı, lise, YDS puanı, KPSS genel kültür, OBP, YGS Türkçe ve YGS sosyal bilimler değişkenleri %2,91 oranında öneme sahiptir. YGS fen bilimleri (%1,49) ise en düşük önem yüzdesine sahip değişkendir.

4.3.1.3. MR Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sayısal başarıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri MR yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 20’de verilmiştir.

Tablo 20

MR Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
YGS Matematik	0,3060	30,60
KPSS Genel Yetenek	0,2948	29,48
YGS Fen Bilimleri	0,0941	9,41
YDS Puanı	0,0850	8,50
KPSS Genel Kültür	0,0675	6,75
YGS Sosyal Bilimler	0,0536	5,36
YGS Türkçe	0,0524	5,24
OBP	0,0465	4,65

MR yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Sayısal başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişkenler %30,60 ile YGS matematik ve %29,48 ile KPSS genel yetenek olarak belirlenmiştir. YGS fen bilimleri %9,41, YDS Puanı %8,50 ve KPSS genel kültür %6,75 önem yüzdesine sahip değişkenlerdir. YGS sosyal bilimler %5,36, YGS Türkçe %5,24 ve OBP %4,65 değerleriyle görece en düşük önem yüzdesine sahip değişkenlerdir.

4.3.1.4. KNN Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sayısal başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri KNN yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 21’de verilmiştir.

Tablo 21

KNN Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,0698	6,98
YGS Matematik	0,0685	6,85
Üniversite	0,0631	6,31
YGS Fen Bilimleri	0,0627	6,27
YDS Puanı	0,0624	6,24
YGS Türkçe	0,0621	6,21
Lise Türü	0,0618	6,18
YGS Sosyal Bilimler	0,0618	6,18
OBP	0,0617	6,17
KPSS Genel Kültür	0,0615	6,15
Üniversite Türü	0,0615	6,15
Cinsiyet	0,0612	6,12
Lisans Alanı	0,0609	6,09
Lise Grubu	0,0609	6,09
Lisans Programı	0,0603	6,03
Fakülte Grubu	0,0599	5,99

KNN yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Sayısal başarısını yordamada değişkenler birbirine benzer önem değerlerine sahip olmakla birlikte önem yüzdesi en yüksek değişkenler %6,98 ile KPSS genel yetenek ve %6,85 ile YGS matematik olarak belirlenmiştir. Diğer değişkenlerden üniversite, YGS fen bilimleri, YDS puanı, YGS Türkçe, lise türü, YGS sosyal bilimler, OBP, KPSS genel kültür ve üniversite türü %6,31 ile %6,15 arasında değişen önem yüzdelere sahiptir. Cinsiyet %6,12, lisans alanı ve lise grubu %6,09, lisans programı %6,03 ve fakülte %5,99 ile daha düşük önem yüzdesine sahip değişkenlerdir.

4.3.1.5. SVM Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sayısal başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri SVM yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 22’de verilmiştir.

Tablo 22

SVM Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,3244	32,44
YGS Matematik	0,2644	26,44
YGS Fen Bilimleri	0,0938	9,38
Lisans Alanı	0,0572	5,72
YDS Puanı	0,0372	3,72
Üniversite Türü	0,0321	3,21
Fakülte Grubu	0,0311	3,11
Lisans Programı	0,0287	2,87
YGS Türkçe	0,0253	2,53
Cinsiyet	0,0205	2,05
KPSS Genel Kültür	0,0195	1,95
Lise Türü	0,0192	1,92
Lise Grubu	0,0186	1,86
OBP	0,0113	1,13
YGS Sosyal Bilimler	0,0113	1,13
Üniversite	0,0054	0,54

SVM yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Sayısal başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişkenler %32,44 ile KPSS genel yetenek ve %26,44 ile YGS matematik olarak belirlenmiş olup sonraki önemli değişken YGS fen bilimleridir (%9,38). Lisans alanı %5,72, YDS puanı %3,72, üniversite türü %3,21 ve fakülte %3,11 olan önem yüzdelere sahiptir. Lisans programı, YGS Türkçe, cinsiyet, KPSS genel kültür, lise türü

ve lise grubu %2,87 ile %1,86 arasında değişen önem yüzdelere sahiptir. En düşük önem yüzdesine sahip değişkenler ise OBP (%1,13), YGS sosyal bilimler (%1,13) ve üniversite (%0,54) olarak belirlenmiştir.

4.3.1.6. ANN Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sayısal başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri ANN yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 23'te verilmiştir.

Tablo 23

ANN Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,1694	16,94
YGS Matematik	0,1212	12,12
Üniversite	0,1092	10,92
Lisans Programı	0,0977	9,77
Fakülte Grubu	0,0579	5,79
Lise Grubu	0,0576	5,76
YDS Puanı	0,0515	5,15
Lisans Alanı	0,0470	4,70
YGS Fen Bilimleri	0,0460	4,60
OBP	0,0449	4,49
KPSS Genel Kültür	0,0424	4,24
YGS Türkçe	0,0423	4,23
YGS Sosyal Bilimler	0,0422	4,22
Üniversite Türü	0,0292	2,92
Lise Türü	0,0210	2,10
Cinsiyet	0,0204	2,04

ANN yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Sayısal başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişkenler %16,94 ile KPSS genel yetenek ve %12,12 ile YGS matematik olarak belirlenmiştir. Üniversite %10,92, lisans programı %9,77, fakülte %5,79, ve lise grubu %5,76 önem yüzdelere sahiptir. Diğer değişkenlerden YDS puanı, lisans alanı, YGS fen bilimleri, OBP, KPSS genel kültür, YGS Türkçe ve YGS sosyal bilimler %5,15 ile %4,22 arasında değişen önem yüzdelere sahiptir. Üniversite türü %2,92, lise türü %2,10 ve cinsiyet %2,04 ile önem yüzdesi en düşük değişkenler arasında yer almaktadır.

4.3.1.7. RF Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sayısal başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri RF yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 24’te verilmiştir.

Tablo 24

RF Analiziyle ALES Sayısal Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
YGS Matematik	0,6585	65,85
KPSS Genel Yetenek	0,1795	17,95
YGS Fen Bilimleri	0,0248	2,48
KPSS Genel Kültür	0,0189	1,89
YDS Puanı	0,0181	1,81
YGS Türkçe	0,0173	1,73
OBP	0,0163	1,63
Üniversite	0,0157	1,57
YGS Sosyal Bilimler	0,0155	1,55
Lisans Programı	0,0127	1,27
Fakülte Grubu	0,0065	0,65
Lise Grubu	0,0055	0,55
Cinsiyet	0,0053	0,53
Lisans Alanı	0,0030	0,30
Üniversite Türü	0,0014	0,14
Lise Türü	0,0012	0,12

RF yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Sayısal başarısını yordamada YGS matematik değişkeni %65,85 ile en yüksek önem yüzdesi sahip olup sonraki en önemli değişken %17,95 ile KPSS genel yetenek olarak belirlenmiştir. Diğer değişkenlerin önem değerleri görece oldukça düşük olup yordamadaki önem düzeyleri YGS fen bilimleri (%2,48), KPSS genel kültür (%1,89), YDS puanı (%1,81), YGS Türkçe (%1,73), OBP (%1,63), üniversite (%1,57), YGS sosyal bilimler (%1,55), lisans programı (%1,27) şeklindedir. Diğer yandan fakülte, lise grubu, cinsiyet, lisans alanı, üniversite türü ve lise türü %0,65 ile %0,12 arasındaki değerleriyle en düşük önem yüzdesine sahip değişkenlerdir.

4.3.2. ALES Sözel Başarısıyla İlişkili Değişkenlere İlişkin Bulgular

4.3.2.1. CHAID Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sözel başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri CHAID yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 25’te verilmiştir.

Tablo 25

CHAID Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,2608	26,08
Lisans Alanı	0,1618	16,18
YGS Sosyal Bilimler	0,1405	14,05
YGS Türkçe	0,1332	13,32
KPSS Genel Kültür	0,1190	11,90
YDS Puanı	0,0818	8,18
OBP	0,0303	3,03
YGS Matematik	0,0255	2,55
ANO	0,0250	2,50
YGS Fen Bilimleri	0,0220	2,20

CHAID yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Sözel başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişken %26,08 ile KPSS genel yetenektir. Lisans alanı %16,18, YGS sosyal bilimler %14,05, YGS Türkçe %13,32, KPSS genel kültür %11,90 ve YDS puanı %8,18 önem yüzdelerine sahip değişkenlerdir. Diğer değişkenlerden OBP %3,03, YGS matematik %2,55, ANO %2,50 ve YGS fen bilimleri %2,20 ile görece en düşük önem yüzdesine sahiptir.

4.3.2.2. C&RT Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sözel başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri C&RT yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 26'da verilmiştir.

Tablo 26

C&RT Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
YGS Türkçe	0,3769	37,69
KPSS Genel Yetenek	0,3081	30,81
KPSS Genel Kültür	0,0641	6,41
YGS Sosyal Bilimler	0,0624	6,24
YGS Fen Bilimleri	0,0279	2,79
Fakülte Grubu	0,0279	2,79
OBP	0,0279	2,79
Lise Grubu	0,0279	2,79
ANO	0,0279	2,79
Cinsiyet	0,0279	2,79
YGS Matematik	0,0168	1,68
YDS Puanı	0,0043	0,43
Lisans Alanı	0,0000	0,00

C&RT yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Sözel başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişkenler sırasıyla YGS Türkçe (%37,69) ve KPSS genel yetenek (%30,81) olarak belirlenmiştir. KPSS genel kültür %6,41 ve YGS sosyal bilimler %6,24 değerleriyle önem yüzdesi yüksek olan sonraki değişkenlerdir. YGS fen bilimleri, fakülte, lise, OBP, ANO ve cinsiyet değişkenlerinin önem yüzdeleri (%2,79) aynıdır. YGS matematik %1,68 ve YDS puanı %0,43 önem yüzdesi en düşük değişkenlerdir. Lisans alanı ise %0,00 önem yüzdesi ile yordama modelinde önemli bir değişken olarak belirlenmemiştir.

4.3.2.3. MR Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sözel başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri MR yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 27’de verilmiştir.

Tablo 27

MR Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,3402	34,02
YGS Türkçe	0,1728	17,28
YDS Puanı	0,1282	12,82
YGS Sosyal Bilimler	0,1153	11,53
YGS Matematik	0,0853	8,53
KPSS Genel Kültür	0,0510	5,10
ANO	0,0486	4,86
YGS Fen Bilimleri	0,0323	3,23
OBP	0,0263	2,63

MR yöntemi analiz sonuçlarına göre, adayların ALES Sözel başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişken %34,02 ile KPSS genel yetenek testidir. Sonraki en önemli değişken %17,28 ile YGS Türkçe’dir. YDS puanı %12,82 ve YGS sosyal bilimler %11,53 önem yüzdelerine sahip değişkenlerdir. YGS matematik (%8,53), KPSS genel kültür (%5,10), ANO (%4,86) ve YGS fen bilimleri (%3,23) değişkenleri görece düşük önem yüzdelerine sahip olup %2,63 ile OBP'nin yordamada önem yüzdesi en düşüktür.

4.3.2.4. KNN Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sözel başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri KNN yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 28’de verilmiştir.

Tablo 28

KNN Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,0580	5,80
YDS Puanı	0,0569	5,69
YGS Sosyal Bilimler	0,0565	5,65
YGS Matematik	0,0563	5,63
YGS Türkçe	0,0562	5,62
KPSS Genel Kültür	0,0561	5,61
Lise Grubu	0,0560	5,60
Üniversite	0,0554	5,54
YGS Fen Bilimleri	0,0554	5,54
Lise Türü	0,0553	5,53
ANO	0,0552	5,52
Üniversite Türü	0,0552	5,52
OBP	0,0551	5,51
Mezuniyet Yılı	0,0550	5,50
Cinsiyet	0,0549	5,49
Lisans Alanı	0,0549	5,49
Fakülte Grubu	0,0538	5,38
Lisans Programı	0,0536	5,36

KNN yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Sözel başarısını yordamada değişkenler genellikle benzer önem yüzdelerine sahip olup önem değerlerine göre değişkenler KPSS genel yetenek (%5,80), YDS puanı (%5,69), YGS sosyal bilimler (%5,65), YGS matematik (%5,63), YGS Türkçe (%5,62) ve KPSS genel kültür (%5,61) olarak sıralanmıştır. Diğer değişkenlerden lise, üniversite, YGS fen bilimleri, lise türü, ANO, üniversite türü, OBP ve mezuniyet yılı %5,60 ile %5,50 arasında değişen önem yüzdelerine sahiptir. Cinsiyet ve lisans alanı %5,49, fakülte %5,38 ve lisans programı %5,36 önem yüzdeleriyle görece en düşük öneme sahip değişkenlerdir.

4.3.2.5. SVM Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sözel başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri SVM yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 29'da verilmiştir.

Tablo 29

SVM Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
Lisans Alanı	0,1534	15,34
YGS Sosyal Bilimler	0,1292	12,92
Lise Grubu	0,0826	8,26
YGS Türkçe	0,0797	7,97
Fakülte Grubu	0,0650	6,50
Lisans Programı	0,0643	6,43
ANO	0,0593	5,93
OBP	0,0577	5,77
Cinsiyet	0,0545	5,45
KPSS Genel Kültür	0,0494	4,94
YGS Fen Bilimleri	0,0428	4,28
Lise Türü	0,0405	4,05
Mezuniyet Yılı	0,0398	3,98
YGS Matematik	0,0336	3,36
Üniversite Türü	0,0328	3,28
KPSS Genel Yetenek	0,0134	1,34
Üniversite	0,0012	0,12
YDS Puanı	0,0009	0,09

SVM yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Sözel başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişkenler lisans alanı (%15,34), YGS sosyal bilimler (%12,92) ve lise grubu (%8,26) olarak belirlenmiştir. YGS Türkçe, fakülte, lisans programı, ANO, OBP, cinsiyet, KPSS genel kültür %7,97 ile %4,94 arasında değişen önem yüzdelerine sahiptir. YGS fen bilimleri %4,28, lise türü %4,05, mezuniyet yılı %3,98, YGS matematik %3,36, üniversite türü %3,28 daha düşük önem yüzdelerine sahip değişkenlerdir. KPSS genel yetenek (%1,34), üniversite (%0,12) ve YDS puanı (%0,09) önem yüzdesi en düşük değişkenler olarak belirlenmiştir.

4.3.2.6. ANN Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sözel başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri ANN yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 30'da verilmiştir.

Tablo 30

ANN Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,1355	13,55
YGS Türkçe	0,0932	9,32
Üniversite	0,0930	9,30
Lisans Programı	0,0844	8,44
KPSS Genel Kültür	0,0566	5,66
Fakülte Grubu	0,0548	5,48
YGS Matematik	0,0538	5,38
YGS Sosyal Bilimler	0,0514	5,14
OBP	0,0504	5,04
YDS Puanı	0,0491	4,91
Lise Grubu	0,0480	4,80
ANO	0,0475	4,75
Lisans Alanı	0,0382	3,82
Mezuniyet Yılı	0,0367	3,67
YGS Fen Bilimleri	0,0361	3,61
Üniversite Türü	0,0319	3,19
Lise Türü	0,0222	2,22
Cinsiyet	0,0172	1,72

ANN yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Sözel başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişkenler sırasıyla KPSS genel yetenek (%13,55), YGS Türkçe (%9,32), üniversite (%9,30) ve lisans programı (%8,44) olarak belirlenmiştir. KPSS genel kültür, fakülte, YGS matematik, YGS sosyal bilimler, OBP, YDS puanı, lise grubu ve ANO %5,66 ile %4,75 arasında değişen önem yüzdelere sahiptir. Lisans alanı %3,82, mezuniyet yılı %3,67, YGS fen bilimleri %3,61, üniversite türü %3,19, lise türü %2,22 ve cinsiyet %1,72 değerleriyle en düşük önem yüzdelere sahip değişkenlerdir.

4.3.2.7. RF Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Sözel başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri RF yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 31’de verilmiştir.

Tablo 31

RF Analiziyle ALES Sözel Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,3183	31,83
YGS Sosyal Bilimler	0,1581	15,81
YGS Türkçe	0,1102	11,02
KPSS Genel Kültür	0,0616	6,16
YDS Puanı	0,0494	4,94
ANO	0,0472	4,72
YGS Matematik	0,0472	4,72
OBP	0,0410	4,10
YGS Fen Bilimleri	0,0370	3,70
Lisans Programı	0,0356	3,56
Üniversite	0,0354	3,54
Fakülte Grubu	0,0169	1,69
Lise Grubu	0,0138	1,38
Mezuniyet Yılı	0,0093	0,93
Lisans Alanı	0,0084	0,84
Cinsiyet	0,0039	0,39
Üniversite Türü	0,0035	0,35
Lise Türü	0,0033	0,33

RF yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Sözel başarısını yordamada %31,83 değeriyle KPSS genel yetenek önem yüzdesi en yüksek değişken olarak belirlenmiştir. YGS sosyal bilimler %15,81, YGS Türkçe %11,02 ve KPSS genel kültür %6,16 önem yüzdelere sahip değişkenlerdir. YDS puanı, ANO, YGS matematik, OBP, YGS fen bilimleri, lisans programı ve üniversite %4,94 ile %3,54 arasında değişen önem yüzdelere sahiptir. Fakülte %1,69, lise %1,38, mezuniyet yılı %0,93, lisans alanı %0,84, cinsiyet %0,39, üniversite türü %0,35 ve lise türü %0,33 değerleriyle önem yüzdesi en düşük değişkenler arasında yer almaktadır.

4.3.3. ALES Eşit Ağırlık Başarısıyla İlişkili Değişkenlere İlişkin Bulgular

4.3.3.1. CHAID Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Eşit Ağırlık başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri CHAID yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 32’de verilmiştir.

Tablo 32

CHAID Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,6851	68,51
YGS Türkçe	0,1654	16,54
YGS Sosyal Bilimler	0,0672	6,72
YDS Puanı	0,0440	4,40
KPSS Genel Kültür	0,0251	2,51
YGS Matematik	0,0131	1,31

CHAID yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek olan değişken %68,51 ile KPSS genel yetenektir. Bu değişkenden sonra YGS Türkçe %16,54, YGS sosyal bilimler %6,72 ve YDS puanı %4,40 önem yüzdelere sahiptir. KPSS genel kültür %2,51 ve YGS matematik %1,31 değerleriyle önem yüzdesi en düşük değişkenlerdir.

4.3.3.2. C&RT Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Eşit Ağırlık başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri C&RT yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 33'te verilmiştir.

Tablo 33

C&RT Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,3921	39,21
YGS Matematik	0,1529	15,29
YGS Türkçe	0,1033	10,33
KPSS Genel Kültür	0,0558	5,58
YGS Fen Bilimleri	0,0424	4,24
Fakülte Grubu	0,0369	3,69
OBP	0,0369	3,69
YDS Puanı	0,0369	3,69
ANO	0,0369	3,69
Lisans Alanı	0,0369	3,69
Lise Grubu	0,0369	3,69
YGS Sosyal Bilimler	0,0320	3,20

C&RT yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişken %39,21 ile KPSS genel yetenektir. Bu değişkenden sonra YGS matematik %15,29 ve YGS Türkçe %10,33 önem yüzdelere sahiptir. KPSS genel kültür %5,58 ve YGS fen bilimleri %4,24 önem yüzdelere sahipken fakülte, OBP, YDS puanı,

ANO, lisans alanı ve lise görece daha düşük önem yüzdesine (%3,69) sahiptir. YGS sosyal bilimler %3,20 değeriyle en düşük önem yüzdesine sahip değişkendir.

4.3.3.3. MR Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Eşit Ağırlık başarıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri MR yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 34’te verilmiştir.

Tablo 34

MR Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,3730	37,30
YGS Matematik	0,2448	24,48
YGS Fen Bilimleri	0,0905	9,05
YGS Türkçe	0,0813	8,13
YDS Puanı	0,0803	8,03
YGS Sosyal Bilimler	0,0414	4,14
KPSS Genel Kültür	0,0365	3,65
ANO	0,0340	3,40
OBP	0,0182	1,82

MR yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Eşit Ağırlık başarıyı yordamada önem yüzdesi en yüksek değişkenler KPSS genel yetenek (%37,30) ve YGS matematik (%24,48) olarak belirlenmiştir. YGS fen bilimleri %9,05, YGS Türkçe %8,13 ve YDS puanı %8,03 önem yüzdesine sahip değişkenlerdir. YGS sosyal bilimler (%4,14), KPSS genel kültür (%3,65), ANO (%3,40) ve OBP (%1,82) değişkenlerinin ise önem yüzdesi daha düşüktür.

4.3.3.4. KNN Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Eşit Ağırlık başarıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri KNN yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 35’te verilmiştir.

Tablo 35

KNN Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,0641	6,41
YGS Matematik	0,0619	6,19
YDS Puanı	0,0599	5,99
Üniversite	0,0593	5,93
YGS Türkçe	0,0593	5,93
YGS Sosyal Bilimler	0,0591	5,91
YGS Fen Bilimleri	0,0589	5,89
KPSS Genel Kültür	0,0588	5,88
OBP	0,0584	5,84
ANO	0,0583	5,83
Lise Grubu	0,0583	5,83
Lise Türü	0,0583	5,83
Üniversite Türü	0,0581	5,81
Cinsiyet	0,0578	5,78
Lisans Alanı	0,0576	5,76
Fakülte Grubu	0,0564	5,64
Lisans Programı	0,0556	5,56

KNN yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada değişkenlerin önem düzeyleri birbirine yakın olmakla birlikte KPSS genel yetenek (%6,41) ve YGS matematik (%6,19) önem yüzdesi en yüksek değişkenler olarak belirlenmiştir. YDS puanı %5,99, üniversite ve YGS Türkçe %5,93, YGS sosyal bilimler %5,91, YGS fen bilimleri %5,89, KPSS genel kültür %5,88, OBP %5,84, lise, ANO ve lise türü %5,83, üniversite türü %5,81, cinsiyet %5,78, lisans alanı %5,76, fakülte %5,64 ve lisans programı %5,56 önem yüzdelerine sahip değişkenlerdir.

4.3.3.5. SVM Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Eşit Ağırlık başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri SVM yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 36'da verilmiştir.

Tablo 36

SVM Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,1962	19,62
YGS Matematik	0,1683	16,83
YGS Fen Bilimleri	0,0933	9,33
YDS Puanı	0,0866	8,66
YGS Sosyal Bilimler	0,0505	5,05
Lise Türü	0,0495	4,95
YGS Türkçe	0,0420	4,20
Üniversite Türü	0,0407	4,07
Fakülte Grubu	0,0405	4,05
Cinsiyet	0,0381	3,81
Lise Grubu	0,0347	3,47
Üniversite	0,0338	3,38
ANO	0,0315	3,15
Lisans Alanı	0,0310	3,10
OBP	0,0265	2,65
KPSS Genel Kültür	0,0190	1,90
Lisans Programı	0,0179	1,79

SVM yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişkenler KPSS genel yetenek (%19,62) ve YGS matematik (%16,83) olarak belirlenmiştir. YGS fen bilimleri %9,33 ve YDS puanı %8,66 değerleriyle önem yüzdesi sonraki en yüksek değişkenlerdir. YGS sosyal bilimler %5,05, lise türü %4,95, YGS Türkçe %4,20, üniversite türü %4,07, fakülte %4,05 önem yüzdelere sahiptir. Cinsiyet, lise, üniversite, ANO, lisans alanı, OBP, KPSS genel kültür ve lisans programı değişkenlerinin önem değerleri %3,81 ile %1,79 arasında değişmekte olup görece en düşük önem yüzdesine sahip değişkenlerdir.

4.3.3.6. ANN Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Eşit Ağırlık başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri ANN yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 37’de verilmiştir.

Tablo 37

ANN Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,1461	14,61
Üniversite	0,1125	11,25
Lisans Programı	0,1025	10,25
YGS Matematik	0,0762	7,62
Lise Grubu	0,0635	6,35
Fakülte Grubu	0,0597	5,97
YGS Türkçe	0,0528	5,28
YDS Puanı	0,0503	5,03
KPSS Genel Kültür	0,0480	4,80
OBP	0,0475	4,75
ANO	0,0472	4,72
YGS Sosyal Bilimler	0,0461	4,61
Lisans Alanı	0,0408	4,08
YGS Fen Bilimleri	0,0394	3,94
Üniversite Türü	0,0276	2,76
Lise Türü	0,0211	2,11
Cinsiyet	0,0187	1,87

ANN yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişkenler KPSS genel yetenek (%14,61), üniversite (%11,25) ve lisans programı (%10,25) olarak belirlenmiştir. YGS matematik %7,62, lise %6,35, fakülte %5,97, YGS Türkçe %5,28, YDS puanı %5,03, KPSS genel kültür %4,80, OBP %4,75, ANO %4,72 ve YGS sosyal bilimler %4,61 önem yüzdelere sahip değişkenlerdir. Lisans alanı, YGS fen bilimleri, üniversite türü, lise türü ve cinsiyet değişkenleri %4,08 ile %1,87 arasında değişen görece düşük önem yüzdelere sahiptir.

4.3.3.7. RF Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların ALES Eşit Ağırlık başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri RF yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 38’de verilmiştir.

Tablo 38

RF Analiziyle ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
KPSS Genel Yetenek	0,6177	61,77
YGS Matematik	0,0727	7,27
YGS Sosyal Bilimler	0,0467	4,67
YGS Türkçe	0,0453	4,53
KPSS Genel Kültür	0,0362	3,62
YDS Puanı	0,0361	3,61
ANO	0,0261	2,61
OBP	0,0258	2,58
Üniversite	0,0252	2,52
YGS Fen Bilimleri	0,0222	2,22
Lisans Programı	0,0174	1,74
Lise Grubu	0,0091	0,91
Fakülte Grubu	0,0086	0,86
Lisans Alan	0,0034	0,34
Cinsiyet	0,0033	0,33
Üniversite Türü	0,0024	0,24
Lise Türü	0,0018	0,18

RF yöntemi analiz sonuçlarına göre, ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada önem yüzdesi en yüksek değişken %61,77 değeriyle KPSS genel yetenek olup YGS matematik (%7,27) de sonraki en önemli değişken olarak belirlenmiştir. YGS sosyal bilimler %4,67, YGS Türkçe %4,53, KPSS genel kültür %3,62 ve YDS puanı %3,61 önem yüzdelere sahiptir. ANO, OBP, üniversite, YGS fen bilimleri, lisans programı değişkenleri ise %2,61 ile %1,74 arasında değişen önem yüzdelere sahip değişkenlerdir. Lise (%0,91), fakülte (%0,86), lisans alanı (%0,34), cinsiyet (%0,33), üniversite türü (%0,24) ve lise türü (%0,18) önem yüzdesi en düşük olan değişkenler arasında yer almaktadır.

4.4. Dördüncü Alt Problem: ALES Başarısını Yordamada Model Performanslarına

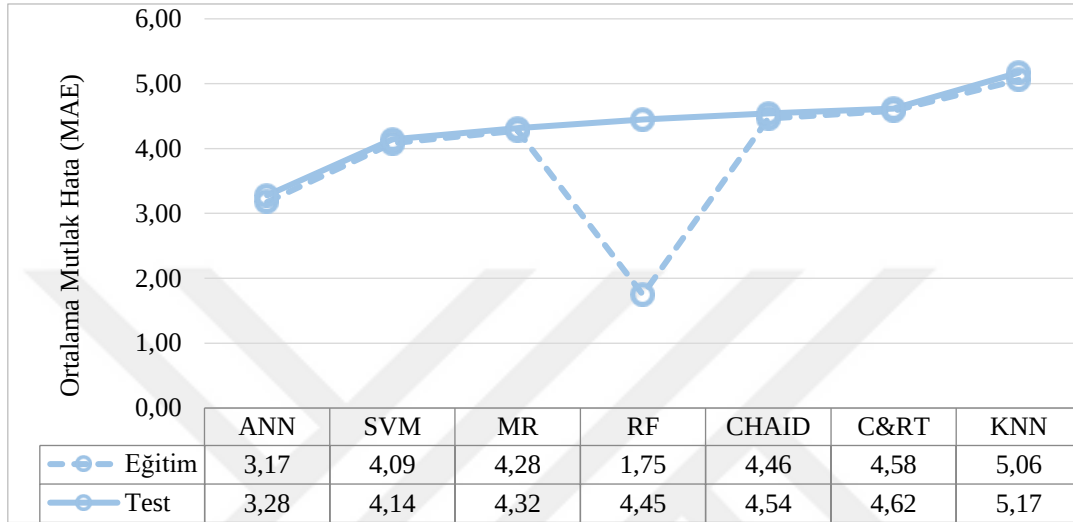
İlişkin Bulgular

ALES başarısıyla ilişkili değişkenleri belirlemede CHAID, C&RT, KNN, MR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin yordama performansları ne düzeydedir?

ALES başarısını yordamada CHAID, C&RT, MR, KNN, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin performansları Sayısal, Sözel ve Eşit Ağırlık puanlarını yordamaya yönelik yapıldığından her bir puan türü için modellerin MAE ve r değerleri ayrı ayrı incelenmiştir.

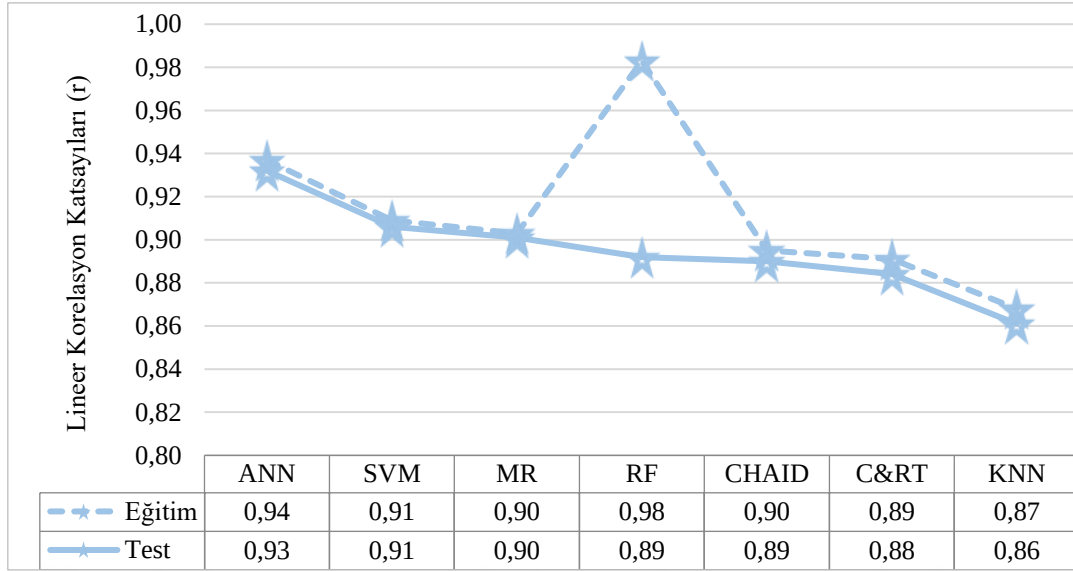
4.4.1. ALES Sayısal Başarısını Yordamada Model Performanslarına İlişkin Bulgular

ALES Sayısal başarısını yordamada modellerin MAE ve r değerleri incelenmiştir. Modellerin MAE değerlerinin karşılaştırıldığı grafik Şekil 8’de ve r değerlerinin karşılaştırıldığı grafik ise Şekil 9’da verilmiştir.



Şekil 8. ALES Sayısal başarısını yordamada modellerin MAE değerlerinin karşılaştırılması

Şekil 8 incelendiğinde, ALES Sayısal başarısını yordamada kullanılan modellerin MAE değerlerine göre sıralandığı görülmüştür. Buna göre, ANN eğitim verisinde 3,17 ve test verisinde 3,28 değerleriyle en iyi yordama performansı gösteren modeldir. SVM eğitim ve test verilerinde sırasıyla 4,09 ve 4,14 MAE değerleri ile yordama performansı ANN modelinden sonra en yüksek olan modeldir. MR modeli eğitim verisinde 4,28 ve test verisinde 4,32 MAE değeriyle diğer modellere göre orta düzeyde yordama performansına sahiptir. RF modeli ise eğitim verisinde 1,75 MAE değeri elde etmiş olmasına rağmen test verisinde bu değer 4,45 olarak artmıştır. Diğer modeller ise eğitim ve test verilerinde genel olarak benzer seviyelerde MAE değerlerine sahiptir. CHAID ve C&RT modelleri eğitim ve test verilerinde sırasıyla 4,46 ve 4,54 (CHAID) ile 4,58 ve 4,62 (C&RT) MAE değerleri elde etmiş olup diğer modellere göre daha düşük yordama performansı göstermişlerdir. ALES Sayısal başarısını yordama performansı en düşük olan model ise test verisindeki görece en yüksek (5,17) MAE değeriyle KNN modelidir.



Şekil 9. ALES Sayısal başarısını yordamada modellerin r değerlerinin karşılaştırılması

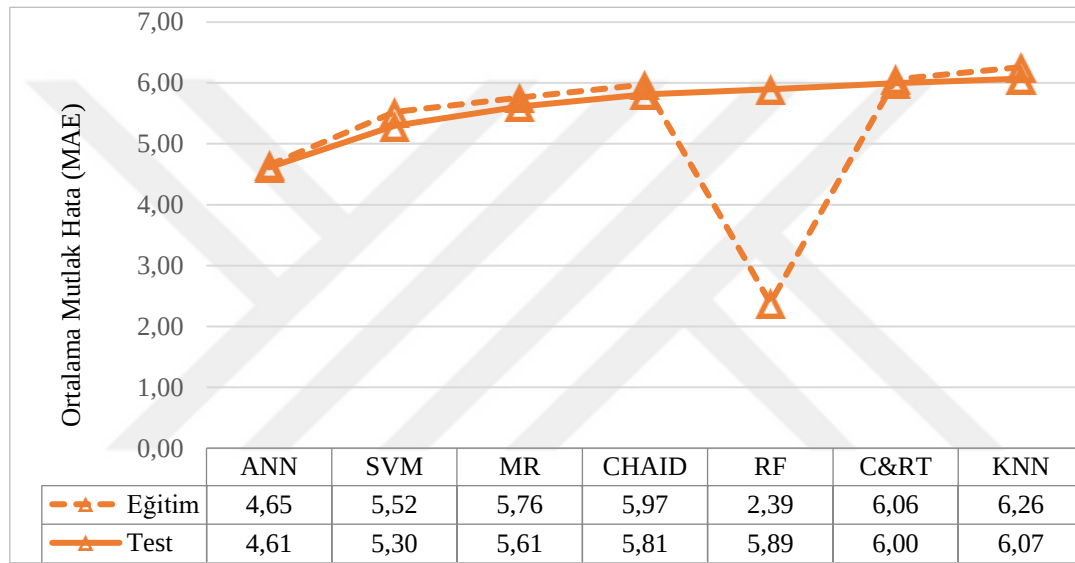
Şekil 9’da ALES Sayısal başarısını yordamada kullanılan modeller test verisindeki r değerlerine göre büyükten küçüğe sıralanarak karşılaştırılmıştır. ANN eğitim verisinde 0,94 ve test verisinde 0,93 r değeriyle yordama performansı en yüksek olan modeldir. Eğitim ve test verilerinde benzer r değerlerine sahip olan 0,91 ile SVM ve 0,90 ile MR modellerinin de yordama performansı iyidir. RF modeli eğitim verisinde 0,98 r değeri elde etmiş olsa da, test verisinde bu değer 0,89 olarak düşmüştür. CHAID ve C&RT modelleri eğitim ve test verilerinde sırasıyla 0,90 ve 0,89 (CHAID) ile 0,89 ve 0,88 (C&RT) r değerlerine sahip olup diğer modellere göre görece düşük yordama performansı göstermiştir. KNN modelinin r değeri ise eğitim verisinde 0,87 ve test verisinde 0,86 olarak hesaplanmış olup yordama performansı en düşük model olarak belirlenmiştir.

ALES Sayısal başarısını yordamada kullanılan modellerin performansları MAE ve r ile değerlendirildiğinde, ANN en iyi performans gösteren model olup SVM ve MR modelleri de iyi sonuçlar vermiştir. Modeller genellikle eğitim ve test verilerinde benzer seviyelerde performans sergilerken, RF modeli eğitim verisinde iyi test verisinde ise düşük yordama performansı göstermiştir. CHAID ve C&RT modelleri diğerlerine göre daha düşük performans gösterirken, KNN en düşük performans sergilemiştir. Bu bulgular, ALES

Sayısal başarısını yordamada ANN, SVM ve MR modellerinin daha etkili olduğunu göstermektedir.

4.4.2. ALES Sözel Başarısını Yordamada Model Performanslarına İlişkin Bulgular

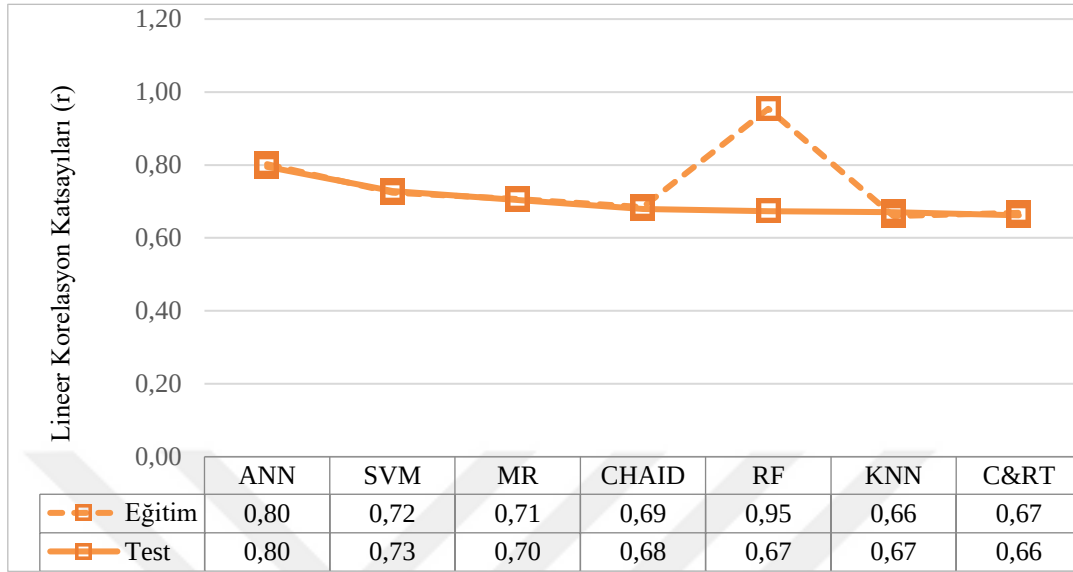
ALES Sözel başarısını yordamada modellerin MAE ve r değerleri incelenmiştir. Modellerin MAE değerlerinin karşılaştırıldığı grafik Şekil 10'da ve r değerlerinin karşılaştırıldığı grafik ise Şekil 11'de verilmiştir.



Şekil 10. ALES Sözel başarısını yordamada modellerin MAE değerlerinin karşılaştırılması

Şekil 10 incelendiğinde, ALES Sözel başarısını yordamada kullanılan modellerin MAE değerlerine göre performansında ANN modeli eğitim verisinde 4,65 test verisinde de 4,61 ile diğer modellere göre daha düşük hataya sahip olup en iyi performans gösteren modeldir. SVM modeli de ikinci sırada iyi performans gösteren model olup eğitim ve test verisinde sırasıyla 5,52 ve 5,30 MAE değerlerine sahiptir. Test verisinde MR 5,61 ve CHAID 5,81 hata değeriyle orta düzeyde yordama performansı sergilemiştir. RF modeli eğitim verisinde en düşük (2,39) MAE değerini elde etmesine rağmen test verisinde daha yüksek (5,89) hata değerine sahiptir. C&RT ve KNN modelleri ise hem eğitim hem de test

verilerinde daha yüksek MAE değerlerine sahip olup yordama performansı en düşük modellerdir.



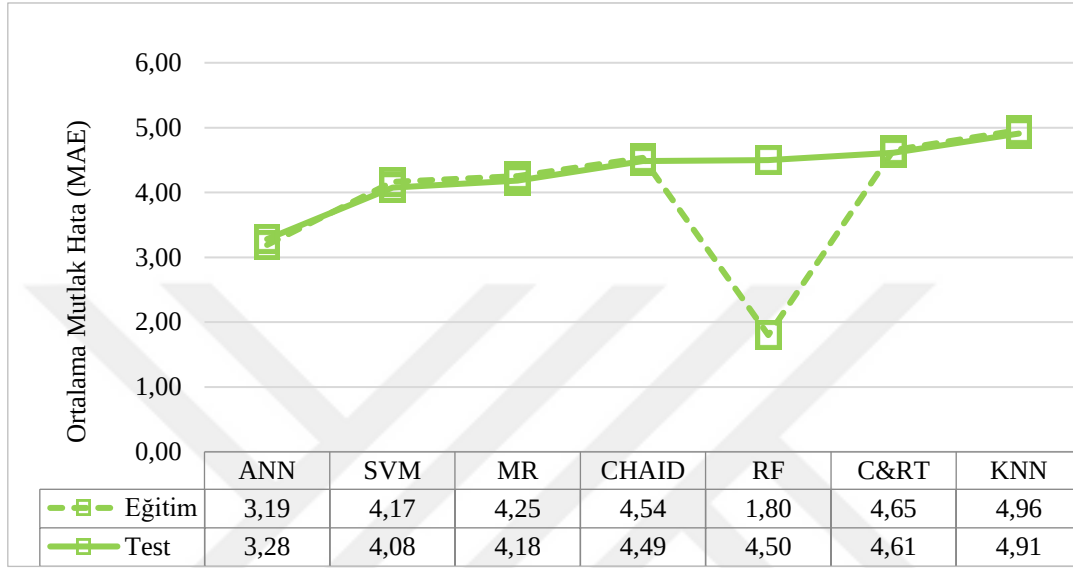
Şekil 11. ALES Sözel başarısını yordamada modellerin r değerlerinin karşılaştırılması

Şekil 11’de ALES Sözel başarısını yordamada kullanılan modellerin performansı r değerlerine göre incelendiğinde eğitim ve test verisinde 0,80 ile tahmin ve gerçek puanlar arasındaki en yüksek r değerine sahip olan model ANN olarak belirlenmiştir. SVM modeli ikinci sırada en yüksek (eğitimde 0,72 ve testte 0,73) r değeriyle iyi performans göstermiştir. Test verisinde MR 0,70 ve CHAID 0,68 r değeriyle orta düzeyde yordama performansına sahiptir. RF modeli ise eğitim verisinde oldukça yüksek (0,95) r değerine sahipken, test verisinde 0,67 ile daha düşük yordama performansı göstermiştir. KNN ve C&RT modelleri eğitim ve test verilerinde 0,67 ve 0,66 r değerleriyle yordama performansları düşük olan modellerdir.

ALES Sözel başarısını yordamada kullanılan modellerin performansları MAE ve r ile değerlendirildiğinde, ANN modelinin en iyi performans gösterdiği, SVM modelinin de yüksek tahmin doğruluğu sağladığı görülmüştür. MR ve CHAID modelleri orta düzeyde yordama performansı sergilerken, KNN ve C&RT modellerinin performansı düşüktür. RF modeli ise eğitimde yüksek testte düşük yordama performansı göstermiştir.

4.4.3. ALES Eşit Ağırlık Başarısını Yordamada Model Performanslarına İlişkin Bulgular

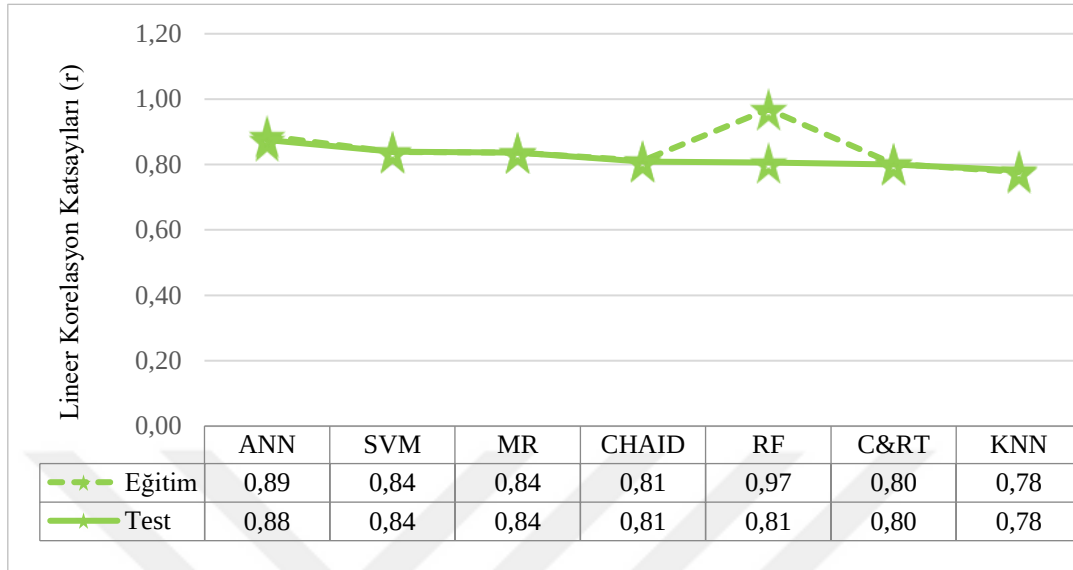
ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada modellerin MAE ve r değerleri incelenmiştir. Modellerin MAE değerlerinin karşılaştırıldığı grafik Şekil 12’de ve r değerlerinin karşılaştırıldığı grafik ise Şekil 13’te verilmiştir.



Şekil 12. ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada modellerin MAE değerlerinin karşılaştırılması

Şekil 12’de ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada kullanılan modellerin performansları test verisindeki MAE değerlere göre sıralanmıştır. Buna göre, ANN modeli eğitim verisinde 3,19 ve test verisinde 3,28 MAE değeriyle yordama performansı en iyi modeldir. Test verisindeki MAE değeri 4,08 ile SVM ve 4,18 ile MR modelleri de görece düşük hataya sahip olup bu modeller orta düzeyde iyi yordama performansı göstermiştir. RF modeli ise eğitim verisinde oldukça düşük MAE değeri (1,80) elde etmesine rağmen test verisinde bu değer 4,50 ile daha düşük yordama performansına işaret etmektedir. CHAID ve C&RT modelleri ise eğitim ve test verilerinde benzer oranlarda hata değerlerine (4,54 ve 4,49 CHAID ile 4,65 ve 4,61 C&RT) sahip olmalarına rağmen bu modellerin de yordama performansı diğer modellere göre daha düşüktür. ALES Eşit Ağırlık başarısını

yordama performansı en düşük olan modelin ise eğitimde 4,96 ve testte 4,91 hata değerleriyle KNN olduğu görülmüştür.



Şekil 13. ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada modellerin r değerlerinin karşılaştırılması

Şekil 13 incelendiğinde, ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada kullanılan modellerin test verisindeki r değerlerine göre sıralı biçimde sunulduğu gözlenmiştir. Buna göre, eğitim verisinde 0,89 ve test verisinde 0,88 r değeriyle ANN modelinin yordama performansı en iyidir. SVM ve MR modelleri ise eğitim ve test verisinde aynı r değerlerine (0,84) sahip olup yordama performansları orta düzeyde iyidir. RF modeli eğitim verisinde 0,97 ile çok yüksek r değerine sahipken test verisinde bu değer daha düşük (0,81) olup ve modelin görece düşük performans sergilediğine işaret etmektedir. Eğitim ve test verilerinde CHAID 0,81 ve C&RT 0,80 r değerlerine sahip olup RF modeline benzer şekilde yordama performansları görece düşüktür. KNN ise eğitim ve test verilerinde 0,78 r değeriyle modeller arasında en düşük performans gösteren modeldir.

ALES Eşit Ağırlık başarısını yordamada kullanılan modellerin performansları MAE ve r ile değerlendirildiğinde, ANN modelinin yordama performansının en iyi olduğu görülmüştür. SVM ve MR modelleri de orta düzeyde iyi performans göstermiştir. RF modeli eğitim verisinde çok yüksek performans gösterip test verisinde görece daha düşük

performans göstermiştir. CHAID ve C&RT modellerinin yordama performansı RF modeline benzer şekilde düşük çıkmıştır, KNN ise modeller arasında en düşük performansı sergilemiştir.

4.5. Beşinci Alt Problem: YDS Başarısıyla İlişkili Değişkenlere İlişkin Bulgular

Adayların YDS başarısıyla ilişkili değişkenler (cinsiyet, OBP, ANO, lise türü, üniversite türü, mezuniyet yılı, lise, üniversite, lisans programı, fakülte, lisans alanı, YGS Türkçe, YGS Matematik, YGS Sosyal Bilimler, YGS Fen Bilimleri, KPSS Genel Yetenek, KPSS Genel Kültür, ALES Sayısal ve ALES Sözel puanları) nelerdir?

4.5.1. C5.0 Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların YDS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri C5.0 yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 39’da verilmiştir.

Tablo 39

C5.0 Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
Lisans Alanı	0,3466	34,66
Üniversite	0,1253	12,53
ALES Sözel	0,0594	5,94
Lisans Programı	0,0449	4,49
Lise Grubu	0,0449	4,49
YGS Matematik	0,0449	4,49
YGS Türkçe	0,0449	4,49
YGS Fen Bilimleri	0,0449	4,49
KPSS Genel Yetenek	0,0449	4,49
YGS Sosyal Bilimler	0,0449	4,49
OBP	0,0449	4,49
ANO	0,0449	4,49
KPSS Genel Kültür	0,0449	4,49
Fakülte Grubu	0,0195	1,95

C5.0 yöntemi analiz sonuçlarına göre, yabancı dil seviyesini sınıflandırmada %34,66 ile önem yüzdesi en yüksek değişken lisans alanı olarak belirlenmiş olup üniversite de %12,53 ile ikinci sırada önemlidir. ALES sözel testi %5,94 önem yüzdesine, diğer değişkenlerden lisans programı, lise, YGS Türkçe, matematik, fen bilimleri, sosyal bilimler, OBP, ANO,

KPSS genel yetenek ve KPSS genel kültür %4,49 önem yüzdesine sahiptir. Analizde fakülte değişkeninin önem yüzdesi (%1,95) en düşüktür.

4.5.2. CHAID Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların YDS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri CHAID yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 40’da verilmiştir.

Tablo 40

CHAID Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
Lisans Programı	0,5726	57,26
KPSS Genel Yetenek	0,1184	11,84
YGS Türkçe	0,0560	5,60
YGS Sosyal Bilimler	0,0465	4,65
ALES Sözel	0,0442	4,42
OBP	0,0410	4,10
ANO	0,0398	3,98
YGS Matematik	0,0340	3,40
YGS Fen Bilimleri	0,0273	2,73
ALES Sayısal	0,0203	2,03

CHAID yöntemi analiz sonuçlarına göre, yabancı dil seviyesini sınıflandırmada önem yüzdesi en yüksek değişken %57,26 ile lisans programı olarak belirlenmiş olup KPSS genel yetenek %11,84 ile ikinci önemli değişkendir. Diğer değişkenlerden YGS Türkçe, YGS sosyal bilimler, ALES sözel, OBP ve ANO %5,60 ile %3,98 arasında değişen önem yüzdelere sahiptir. YGS matematik %3,40, YGS fen bilimleri %2,73 ve ALES sayısal %2,03 ile önem yüzdesi en düşük değişkenlerdir.

4.5.3. C&RT Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların YDS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri C&RT yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 41’de verilmiştir.

Tablo 41

C&RT Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
Lisans Alanı	0,8114	81,14
YGS Türkçe	0,1886	18,86

C&RT yöntemi analiz sonuçlarına göre, yabancı dil seviyesini sınıflandırmada önem yüzdesi en yüksek değişken %81,14 ile lisans alanıdır. YGS Türkçe ise %18,86 ile görece daha düşük önem yüzdesine sahiptir. Analizde lisans alanı ve YGS Türkçe olmak üzere sadece iki değişken önemli olarak tespit edilmiştir.

4.5.4. MLR Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların YDS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri MLR yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 42’de verilmiştir.

Tablo 42

MLR Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
Lisans Programı	0,3691	36,91
Üniversite	0,3318	33,18
ANO	0,0354	3,54
Lise Grubu	0,0282	2,82
KPSS Genel Yetenek	0,0251	2,51
Mezuniyet Yılı	0,0239	2,39
ALES Sayısal	0,0230	2,30
YGS Türkçe	0,0219	2,19
ALES Sözel	0,0214	2,14
YGS Fen Bilimleri	0,0193	1,93
Üniversite Türü	0,0190	1,90
YGS Sosyal Bilimler	0,0190	1,90
YGS Matematik	0,0174	1,74
OBP	0,0120	1,20
Fakülte Grubu	0,0113	1,13
Lisans Alanı	0,0113	1,13
KPSS Genel Kültür	0,0111	1,11

MLR yöntemi analiz sonuçlarına göre, yabancı dil seviyesini sınıflandırmada önem yüzdesi en yüksek değişkenler %36,91 ile lisans programı ve %33,18 ile üniversite olarak belirlenmiştir. Diğer değişkenlerden ANO, lise, KPSS genel yetenek, mezuniyet yılı, YGS Türkçe, ALES sayısal ve sözel testleri %3,54 ile %2,14 arasında değişen önem yüzdelere sahiptir. YGS fen bilimleri, sosyal bilimler, matematik, üniversite türü, OBP, fakülte,

lisans alanı ve KPSS genel kültür %1,93 ile %1,11 arasındaki değerleriyle görece daha düşük önem yüzdelere sahip değişkenler arasındadır.

4.5.5. KNN Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların YDS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri KNN yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 43'te verilmiştir.

Tablo 43

KNN Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
Mezuniyet Yılı	0,0593	5,93
Üniversite	0,0591	5,91
OBP	0,0590	5,90
ALES Sözel	0,0589	5,89
ANO	0,0589	5,89
Lisans Alanı	0,0589	5,89
Lisans Programı	0,0589	5,89
Üniversite Türü	0,0589	5,89
YGS Türkçe	0,0589	5,89
KPSS Genel Kültür	0,0588	5,88
Lise Grubu	0,0588	5,88
KPSS Genel Yetenek	0,0587	5,87
YGS Matematik	0,0587	5,87
YGS Sosyal Bilimler	0,0587	5,87
Fakülte Grubu	0,0586	5,86
ALES Sayısal	0,0585	5,85
YGS Fen Bilimleri	0,0585	5,85

KNN yöntemi analiz sonuçlarına göre, yabancı dil seviyesini sınıflandırmada değişkenler benzer önem yüzdelere sahip olmakla birlikte önem yüzdesi en yüksek değişkenler sırasıyla mezuniyet yılı %5,93, üniversite %5,91 ve OBP %5,90 olarak belirlenmiştir. ALES sözel, ANO, lisans alanı, lisans programı, üniversite türü ve YGS Türkçe %5,89 önem yüzdesine sahiptir. Diğer değişkenlerden KPSS genel kültür ve lise %5,88, KPSS genel yetenek, YGS matematik ve YGS sosyal bilimler %5,87 değerleriyle sınıflandırmada görece daha düşük önem yüzdesine sahiptir. Fakülte %5,86, ALES sayısal ve YGS fen bilimleri %5,85 değerleriyle önem yüzdesi en düşük değişkenlerdir.

4.5.6. SVM Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların YDS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri SVM yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 44'te verilmiştir.

Tablo 44

SVM Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
Lisans Programı	0,2753	27,53
Lisans Alanı	0,2316	23,16
Üniversite	0,1039	10,39
KPSS Genel Yetenek	0,0449	4,49
OBP	0,0366	3,66
Üniversite Türü	0,0342	3,42
Lise Grubu	0,0300	3,00
ANO	0,0277	2,77
YGS Türkçe	0,0276	2,76
KPSS Genel Kültür	0,0263	2,63
ALES Sözel	0,0262	2,62
YGS Sosyal Bilimler	0,0257	2,57
YGS Fen Bilimleri	0,0252	2,52
Fakülte Grubu	0,0246	2,46
ALES Sayısal	0,0239	2,39
YGS Matematik	0,0236	2,36
Mezuniyet Yılı	0,0126	1,26

SVM yöntemi analiz sonuçlarına göre, yabancı dil seviyesini sınıflandırmada önem yüzdesi en yüksek değişkenler sırasıyla lisans programı (%27,53), lisans alanı (%23,16) ve üniversite (%10,39) olarak belirlenmiştir. Diğer değişkenlerden KPSS genel yetenek, OBP, üniversite türü, lise, ANO, YGS Türkçe, KPSS genel kültür, ALES sözel ve YGS sosyal bilimler %4,49 ile %2,57 arasında değişen önem yüzdelerine sahiptir. YGS fen bilimleri, fakülte, ALES sayısal ve YGS matematik %2,52 ile %2,36 arasındaki değerleriyle görece daha düşük önem yüzdelerine sahip olup mezuniyet yılı (%1,26) ise diğer değişkenlere göre en düşük önem yüzdesine sahiptir.

4.5.7. ANN Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların YDS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri ANN yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 45'te verilmiştir.

Tablo 45

ANN Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

Bağımsız Değişken	Önem	%
Üniversite	0,1170	11,70
Lisans Programı	0,1056	10,56
Lise Grubu	0,0710	7,10
Fakülte Grubu	0,0670	6,70
Lisans Alanı	0,0629	6,29
YGS Türkçe	0,0614	6,14
ALES Sözel	0,0556	5,56
KPSS Genel Yetenek	0,0544	5,44
YGS Sosyal Bilimler	0,0531	5,31
ANO	0,0513	5,13
KPSS Genel Kültür	0,0494	4,94
OBP	0,0441	4,41
ALES Sayısal	0,0429	4,29
Mezuniyet Yılı	0,0419	4,19
Üniversite Türü	0,0412	4,12
YGS Fen Bilimleri	0,0408	4,08
YGS Matematik	0,0405	4,05

ANN yöntemi analiz sonuçlarına göre, yabancı dil seviyesini sınıflandırmada önem yüzdesi en yüksek değişkenler %11,70 ile üniversite ve %10,56 ile lisans programı olarak belirlenmiştir. Diğer değişkenlerden lise, fakülte, lisans alanı, YGS Türkçe, ALES sözel, KPSS genel yetenek, YGS sosyal bilimler ve ANO %7,10 ile %5,13 arasında değişen önem yüzdelerine sahiptir. KPSS genel kültür, OBP, ALES sayısal, mezuniyet yılı, üniversite türü, YGS fen bilimleri ve YGS matematik değişkenleri ise %4,94 ile %4,05 arasındaki değerleriyle görece en düşük önem yüzdelerine sahiptir.

4.5.8. RF Yöntemine İlişkin Bulgular

Adayların YDS başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeyleri RF yöntemiyle araştırılmış ve modelleme sonuçları Tablo 46'da verilmiştir.

Tablo 46

RF Analiziyle Yabancı Dil Seviyesini Sınıflandırmada Değişkenlerin Önem Düzeyleri

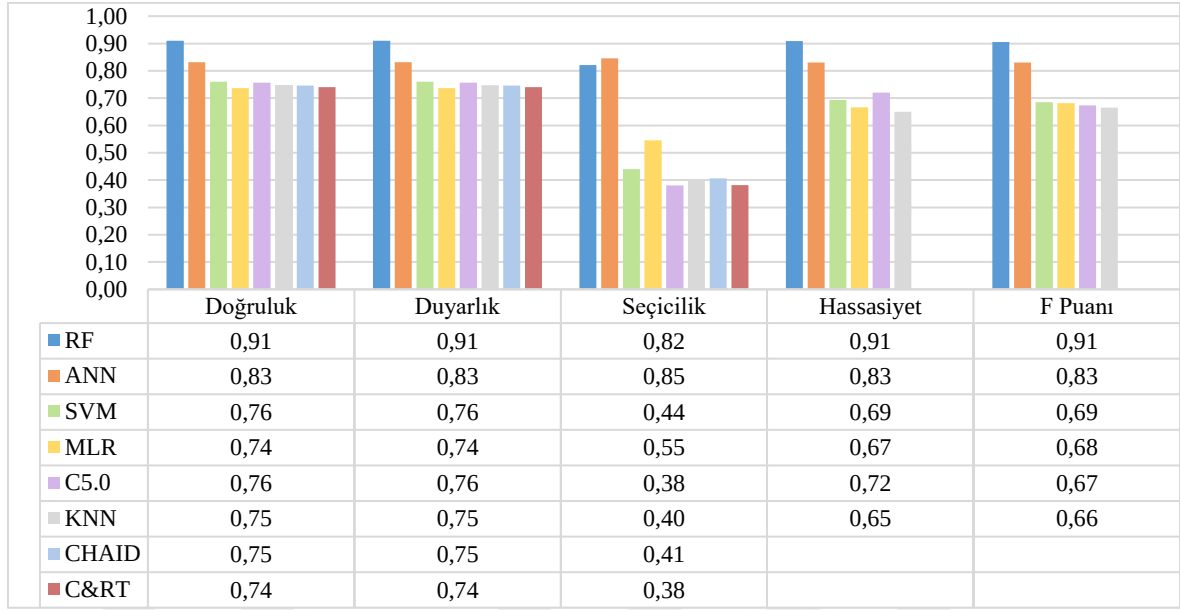
Bağımsız Değişken	Önem	%
ALES Sözel	0,0853	8,53
YGS Türkçe	0,0804	8,04
KPSS Genel Yetenek	0,0790	7,90
ANO	0,0751	7,51
YGS Matematik	0,0741	7,41
ALES Sayısal	0,0725	7,25
YGS Sosyal Bilimler	0,0720	7,20
OBP	0,0692	6,92
KPSS Genel Kültür	0,0677	6,77
Üniversite	0,0651	6,51
YGS Fen Bilimleri	0,0606	6,06
Lisans Alanı	0,0603	6,03
Lisans Programı	0,0522	5,22
Lise Grubu	0,0286	2,86
Fakülte Grubu	0,0253	2,53
Mezuniyet Yılı	0,0203	2,03
Üniversite Türü	0,0124	1,24

RF yöntemi analiz sonuçlarına göre, yabancı dil seviyesini sınıflandırmada önem yüzdesi en yüksek değişkenler sırasıyla ALES sözel (%8,53), YGS Türkçe (%8,04), ve KPSS genel yetenek (%7,90) olarak belirlenmiştir. Diğer değişkenlerden ANO, OBP, YGS matematik, fen bilimleri, sosyal bilimler, ALES sayısal, KPSS genel kültür, üniversite, lisans alanı ve lisans programı %7,51 ile %5,22 arasında değişen önem yüzdelere sahiptir. Lise %2,86, fakülte %2,53, mezuniyet yılı %2,03 ve üniversite türü %1,24 değerleriyle en düşük önem yüzdesine sahip değişkenlerdir.

4.6. Altıncı Alt Problem: YDS Seviyelerini Sınıflandırmada Model Performanslarına İlişkin Bulgular

YDS Seviyelerini belirlemede C5.0, CHAID, C&RT, KNN, MLR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin sınıflandırma performansları ne düzeydedir?

YDS Seviyelerini sınıflandırmada C5.0, CHAID, C&RT, KNN, MLR, SVM, ANN ve RF yöntemlerinin performansları modellerin doğruluk, duyarlılık, seçicilik, hassaslık değerleri ve F puanlarıyla incelenerek model performanslarını gösteren değerler Şekil 14'te karşılaştırılmıştır.



Şekil 14. YDS seviyelerini sınıflandırmada model performanslarının karşılaştırılması

Şekil 14 incelendiğinde, yabancı dil seviyelerini sınıflandırmada kullanılan modellerden en yüksek doğruluk oranına sahip olan %91 değeriyle RF modelidir. ANN modelinin doğruluk oranı ise %83 ile doğru sınıflandırma oranı ikinci en iyi model olarak belirlenmiştir. Çalışmada kullanılan diğer modellerin ise %76 ile %74 arasında değişen doğruluk oranlarına sahip olduğu görülmüştür. Analizde kullanılan veri seti gerçek verilere dayalı olup YDS seviyelerine göre aday sayılarının dağılımında eşitsizlikler mevcuttur. Bu bağlamda, Han vd. (2012) çalışmalarında sınıf dağılımının dengesiz olduğu veri setlerinde doğruluk yerine duyarlılık, seçicilik, hassaslık ve F puanının daha iyi sonuçlar sağladığını öne sürmektedir. Bu nedenle tüm modellerin doğruluk değerlerinin yanı sıra diğer performans kriterleri de karşılaştırmada incelenmiştir. Modeller arasında RF %91 duyarlılık, %82 seçicilik, %91 hassaslık ve %91 F puanı değerleriyle tüm kriterlerde en yüksek sınıflandırma performansı göstermiştir. RF modelinin yanı sıra ANN modeli de %83 duyarlılık değerleriyle diğer modeller arasında yüksek duyarlılıkla analiz yapmaktadır. Benzer şekilde, hassaslık ölçülerinde de RF en yüksek değere sahipken ANN modeli de %83 ile sonraki en hassas ölçümleri yapan model olarak belirlenmiştir. F puanı kriteri, duyarlılık ve hassaslık değerlerine bağlı hesaplanan bir ölçüt olduğundan, ANN modeli %83 değeriyle ikinci sırada en iyi performans gösteren modeldir. Diğer

sınıflandırma yöntemlerinin performansları ise SVM %69, MLR %68, C5.0 %67 ve KNN %66 F puanı değerleriyle sıralanabilmektedir. Bu modellerin aksine CHAID ve C&RT karar ağacı algoritmalarının performans ölçütlerine göre en düşük sonuçları elde ettikleri gözlenmiştir.



BÖLÜM V

TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

Araştırmada elde edilen sonuçlar, ilgili alan yazındaki bulgularla karşılaştırılarak tartılmış ve araştırma sonuçlarına bağlı olarak alandaki araştırmacılar ve uygulayıcılara önerilerde bulunulmuştur.

5.1. Sonuç ve Tartışma

Araştırmada yüksek riskli sınavlardan KPSS ve ALES başarısıyla ilişkili değişkenlerin önem düzeylerini belirlemede C&RT, CHAID, MR, RF, KNN, SVM ve ANN yöntemleri kullanılmış ve modellerin yordama performansları MAE ve r değerleriyle karşılaştırılmıştır. YDS seviyelerini belirlemede ise C5.0, CHAID, C&RT, KNN, MLR, SVM, ANN ve RF yöntemleri kullanılmış ve modellerin sınıflandırma performansları doğruluk, duyarlılık, seçicilik, hassaslık ve F puanı kriterlerine dayalı karşılaştırılmıştır. Araştırmada KPSS ve ALES başarısını yordama ve YDS seviyelerini sınıflandırmada değişkenlerin önem değerleri farklılık göstermesine rağmen modeller arasında önem düzeylerinin genel olarak benzer eğilimler sergilediği gözlenmiştir. Analiz sonuçlarına göre, KPSS başarısını yordamada modellerin çoğunda en önemli değişkenler ALES sayısal ve ALES sözel testleri olarak belirlenmiştir. Bu bulgu, ALES sınavının KPSS başarısını yordama geçerliğinin yüksek olduğunu göstermektedir. Modeller arasında genellikle sonraki en önemli değişken YGS matematik testidir. ALES sayısal ve YGS matematik testlerinin KPSS başarısını yordamada en önemli değişkenler arasında yer alması durumu KPSS başarısında sayısal muhakeme becerilerinin önemini vurgulamaktadır. Ayrıca, bireylerin KPSS başarısını yordamada en önemli değişkenlerin diğer sınavlardaki

performansları olması durumu yüksek riskli sınavların tutarlı sonuçlar sunduğunu göstermektedir.

Üniversite mezuniyet aşamasında girilen KPSS başarısını yordamada üniversiteye giriş amacıyla yapılan YGS sınavındaki matematik başarısının önem değerinin yüksek olması durumu üniversite eğitimi boyunca geçen zaman diliminde boylamsal anlamda YGS matematik test puanlarının da KPSS başarısını yordama geçerliğinin yüksek olduğunu göstermiştir. Bu bulgu, Arıkan ve D'Costa'nın (2016) çalışmalarındaki lise mezuniyetinde elde edilen becerilerin, üniversite mezuniyetindeki yeterlilik seviyelerinin tahmin edilmesinde kullanılabileceği görüşünü desteklemektedir. Benzer şekilde, Bahar (2011) ve Baştürk (2008) üniversite giriş sınavı puanlarının KPSS başarısının istatistiksel olarak anlamlı bir yordayıcısı olduğunu tespit etmişlerdir. Buna göre, bireylerin başarı durumlarının bütüncül bir yapı gösterdiği ve bu çalışmanın boylamsal anlamda çıkarım imkânı sağladığı sonucuna varılabilir.

KPSS başarısını yordamada lisans programı ve üniversite değişkenlerinin de önem değerleri görece yüksektir, bu durum kurumsal faktörler ve akademik uzmanlık alanlarının KPSS puanları üzerindeki potansiyel etkisini ortaya koymaktadır. Bu bulguya paralel olarak, lisans programlarına göre KPSS başarılarının incelendiği çalışma sonuçları eğitim fakültesinden mezun öğretmen adaylarının ortalamalarının istatistiksel olarak anlamlı düzeyde daha yüksek olduğunu göstermektedir (Safran, Kan, Üstündağ, Birbudak & Yıldırım, 2014). Ayrıca, bireylerin lisans programlarına göre KPSS başarı durumları arasında anlamlı farklılıklar olduğunu gösteren çalışmalar (Özkan & Pektaş, 2011; Yeşil, Korkmaz & Kaya, 2009) da bu araştırma sonuçlarını desteklemektedir. Araştırma bulgularında, ANOVA ve OBP değişkenlerinin KPSS başarısını yordamada orta düzeyde önem değerlerine sahip olduğu görülmüştür. Bu bulgu, ANOVA ile KPSS arasında anlamlı ilişki olduğunu gösteren çalışmalar (Açıl, 2010; Bahar, 2011; Baştürk, 2008; Ercoşkun & Nalçacı, 2009; Kablan, 2010; Yeşil, Korkmaz & Kaya, 2009) ile ANOVA ve KPSS arasında orta düzeyde anlamlı bir ilişki olduğunu gösteren Kösterelioğlu, Kösterelioğlu ve Kilmen'in (2008) sonuçlarıyla da tutarlılık göstermektedir.

ALES başarısıyla ilişkili değişkenler puan türlerine göre incelendiğinde, ALES sayısal başarısı için farklı yöntemlerde tutarlı biçimde önem değerleri en yüksek olan değişkenler YGS matematik ve KPSS genel yetenek puanları olarak belirlenmiştir. Bu durum ALES

sayısal başarısında matematiksel yetkinlik ve muhakeme becerilerinin önemini vurgulamaktadır. ALES sayısal başarısında YGS fen bilimleri, Türkçe ve sosyal bilimler, YDS puanı ve KPSS genel kültür değişkenleri orta düzeyde öneme sahiptir. Diğer yandan, analizlerde fakülte, lisans alanı, lisans programı, üniversite ve lise değişkenlerinin görece daha düşük önem değerine sahip olduğu görülmüştür. ALES sayısal başarısını yordamada cinsiyet, üniversite türü ve lise türü değişkenleri modeller arasında genellikle en düşük önem değerlerine sahiptir. Ayrıca, ANO ve mezuniyet yılı değişkenleri ile ALES sayısal başarısı arasındaki ilişki istatistiksel olarak anlamlı bulunmadığından bu değişkenler modelleme aşamasına alınmamıştır.

ALES sözel başarı durumunda, KPSS genel yetenek ve YGS Türkçe modeller arasında en önemli değişkenler olarak ortaya çıkmış olup bu durum sözel başarısında Türkçe dil ve muhakeme becerilerinin önemini vurgulamaktadır. YGS sosyal bilimler, KPSS genel kültür, lisans alanı ve YDS puanı ise yordamada önem düzeyi yüksek diğer değişkenler arasındadır. ANO, OBP, YGS matematik ve fen bilimleri ALES sözel başarısını yordamada orta düzey bir etkiye sahipken lisans programı, lise, fakülte, üniversite modellerin çoğunda görece daha düşük önem değerlerine sahip değişkenlerdir. ALES sözel başarısını yordamada en düşük öneme sahip değişkenler ise cinsiyet, mezuniyet yılı, üniversite türü ve lise türü olarak belirlenmiştir.

ALES eşit ağırlık başarısını yordamada beklendiği üzere, KPSS genel yetenek, YGS matematik ve Türkçe önem düzeyi en yüksek değişkenler olarak belirlenmiştir. YDS puanı, YGS fen bilimleri ve sosyal bilimler, KPSS genel kültür gibi değişkenler ALES eşit ağırlık başarısını yordamada orta düzeyde etkilidir. ANO, OBP, üniversite, lise, fakülte, lisans programı, lisans alanı değişkenleri görece daha düşük önem değerlerine sahiptir. ALES eşit ağırlık başarısını yordamada da diğer puan türlerine benzer şekilde lise türü, üniversite türü ve cinsiyet değişkenlerinin önem değerleri en düşüktür. Ayrıca, mezuniyet yılı değişkeni ile ALES eşit ağırlık başarısı arasındaki ilişki istatistiksel olarak anlamlı bulunmadığından modelleme aşamasında bu değişken kullanılmamıştır.

ALES puan türlerine göre ayrı incelenen model sonuçları bütün olarak ele alındığında tüm puan türlerindeki modeller arasında tutarlı biçimde önem değeri en yüksek olan KPSS genel yetenek testi ALES başarısının en önemli yordayıcısı olarak belirlenmiştir. ALES sayısal başarısında YGS matematik, ALES sözel başarısında YGS Türkçe ve ALES eşit

ağırlık başarısında her iki testin de sonraki en önemli değişkenler olduğu gözlenmiştir. Bu durum ALES sayısal başarısında matematiksel yetkinlik ve muhakeme becerilerinin, ALES sözel başarısında ise Türkçe dil ve muhakeme becerilerinin önemini vurgulamaktadır. KPSS ve YGS başarısının, ALES başarısını yordama geçerliğinin yüksek olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bu bulgu, Arıkan ve D'Costa'nın (2016) üniversiteye giriş sınavı (ÖSS) puanlarının lisansüstü eğitimi sınavı (LES) puanlarını yordayabildiği sonucuna ulaştığı çalışmayla paralellik göstermektedir. Ayrıca, Hsu ve Schombert (2010) çalışması benzer sınav uygulamalarından olan GRE ile SAT puanları arasındaki korelasyonun yüksek olduğunu göstermekte ve genel bilişsel yeteneğin sabit olduğu görüşünü savunmaktadır. Diğer yandan, YDS puanı değişkeni de tüm ALES puan türlerinde orta düzeyde önemli değişken olarak tespit edilmiştir. Bu durum SAT ve GRE puanları ile test performansları yorumlanırken İngilizce dil yeterliliklerinin de dikkate alınması gerektiği (Pennock-Román, 1999) sonucuna ulaşan araştırma bulgularıyla desteklenmektedir. ALES sözel başarısını yordamada ANOVA değişkeni orta düzey öneme sahipken ALES eşit ağırlık başarısında önem değeri düşük, ALES sayısal başarısında ise ANOVA değişkeni değişken seçimi aşamasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki göstermediğinden modelleme aşamasına alınmamıştır. ANOVA değişkeninin puan türlerine göre farklılık gösteren bu durumu öğretmen adaylarının Sözel ağırlıklı ALES puanlarıyla ANOVA arasında pozitif ve anlamlı bir ilişki, diğer ALES puan türlerinde anlamlı bir ilişki olmadığını (Ercoşkun, 2020) gösteren çalışmayla desteklenmektedir.

YDS seviyelerine göre bireylerin sınıflandırılmasında YDS-İngilizce başarısıyla ilişkili değişkenler incelendiğinde, modellerde genel olarak lisans alanı, lisans programı ve üniversite değişkenlerinin önem değerlerinin yüksek olduğu gözlenmiştir. Bu durum bireylerin lisans programı ve üniversite seçimlerinin yabancı dil bilgisini önemli ölçüde etkilediğini göstermektedir. Diğer yandan ANOVA ve OBP değişkenleri YDS-İngilizce başarısında orta düzeyde önem değerlerine sahiptir. Bu sonuçlara paralel olarak Wait ve Gressel'in (2009) akademik başarı ile İngilizce dil yeterliliği arasındaki ilişkiyi araştırdığı çalışmada, TOEFL puanlarının akademik dallardan etkilendiği ve buna bağlı olarak akademik başarının İngilizce dil becerisine sahip olmayı gerektiren bazı alanlarda önemli bir faktör olduğu belirtilmiştir. Benzer şekilde, Arcuino (2013) çalışmada TOEFL ve IELTS puanlarıyla kümülatif genel not ortalaması ve üniversite eğitim programı arasındaki

ilişkiyi istatistiksel olarak anlamlı bulmuştur. Buna göre araştırma sonuçları lisans programı ve üniversite değişkenlerinin YDS-İngilizce seviyeleri üzerinde önemli düzeyde, ANOVA ve OBP gibi akademik performans değişkenlerinin orta düzeyde bir etkiye sahip olduğunu göstermiştir.

Ayrıca YGS Türkçe, KPSS genel yetenek ve ALES sözel gibi Türkçe odaklı sınav sonuçlarının da YDS başarısını belirlemede önemli değişkenler olduğu gözlenmiştir. Bu da dili anlama ve kullanma yeteneğinin, yabancı dil sınavı başarısı üzerinde önemli bir rol oynadığını göstermektedir. Ancak ALES sayısal, YGS matematik ve YGS fen bilimleri gibi sayısal ağırlıklı testlerin YDS seviyelerini belirlemede önem düzeylerinin daha düşük olduğu tespit edilmiştir. Bu bulgu, Wilson (1982) TOEFL puanlarının düzeyi ile GRE ve GMAT'in sözel puanları arasında önemli bir korelasyon olduğunu, ancak bu sınavların sayısal puanlarıyla olmadığını belirttiği çalışmasının sonuçlarıyla paralellik göstermektedir. Buna göre, YDS-İngilizce başarısında sözel yeteneği ölçen yüksek riskli sınav alanlarının sayısal alanlara göre daha önemli yordayıcı değişkenler olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Yüksek riskli sınavlardaki başarı durumlarının incelendiği modellerde bireylerin ALES ve KPSS başarısını yordamada ve YDS-İngilizce seviyelerini sınıflandırmada en önemli değişkenlerin diğer sınavlardaki performansları olması durumu bireylerin başarı durumlarının bütüncül bir yapı gösterdiğine ve yüksek riskli sınavların tutarlılık anlamındaki güvenilirliğine kanıt sunmaktadır. Ayrıca, önem düzeyleri düşük olan değişkenler sınavlara göre bir arada değerlendirildiğinde; KPSS, ALES ve YDS-İngilizce başarısının incelendiği modellerde genel olarak üniversite türü (devlet/vakıf/yurtdışı), lise türü (devlet/özel), fakülte, mezuniyet yılı ve cinsiyet gibi değişkenlerin önem değerleri düşük olarak belirlenmiştir. Bu durum yüksek riskli sınavların eşitliği ve kapsayıcılığına dair bir gösterge olarak değerlendirilebilmektedir. Bu sonuca benzer olarak Şen, Uçar ve Delen (2012) çalışmalarında ortaöğretime yerleştirme testi puanlarının tahminine yönelik geliştirilen model sonucunda cinsiyet değişkeninin diğer özellikler kadar önemli olmadığı sonucuna ulaşmıştır. Ercoşkun (2020) çalışmasında ALES puan türleri ile cinsiyet değişkeni arasında anlamlı bir fark olmadığını belirtmektedir. Buna göre, cinsiyet gibi değişkenlerin minimal etkisi, sınavların objektif bir ölçüt olduğuna ve yansızlığına işaret etmektedir.

Modellerin yordama performansları incelendiğinde, KPSS ve ALES başarılarını yordamada en iyi performans gösteren ve başarıyla ilgili en tutarlı tahminleri sunan modelin ANN olduğu görülmüştür. Benzer şekilde başarıyı yordamaya yönelik yapılan çalışmalarda da ANN modelinin tahmin performansının daha iyi olduğu belirlenmiştir (Ahammad, Chakraborty, Akter, Fomey & Rahman, 2021; Bahadır, 2013; Çırak, 2012; Demir, 2015; Jidagam & Rizk, 2016; Mengash, 2020; Özçınar, 2006; Şengür & Tekin, 2013). Yordama performansına yönelik yapılan tüm analizlerde sırasıyla SVM ve MR modellerinin sonraki en iyi modeller olduğu sonucuna ulaşılmıştır. KNN modeli KPSS başarısını yordamada orta düzey tahmin performansına sahipken ALES modellerinde performansı en düşük olan model olarak belirlenmiştir. Bu bulguya benzer olarak başarıyı yordamada kullanılan yöntemlerin karşılaştırıldığı çalışmalarda da performansı düşük olan modelin KNN olduğu sonucuna ulaşılmıştır (Gök, 2018; Zilyas & Yılmaz, 2023). RF modeli ise eğitim verisinde çok iyi performansa sahipken test verisinde görece daha düşük performans sergilemiş olup yordamada potansiyel aşırı uyum ve genelleme sınırlılıkları olduğunu göstermektedir. Diğer taraftan, C&RT ve CHAID karar ağaçları tabanlı modeller, KPSS başarısını yordamada en düşük performansa sahipken ALES başarısında CHAID orta düzeyde C&RT ise daha düşük yordama performansı sergilemiştir.

Sınıflandırma performansı sonuçlarına göre ise YDS seviyelerini belirlemede kullanılan yöntemlerden RF modelinin en yüksek doğruluk oranına sahip olduğu, ANN modelinde ise sonraki en yüksek doğruluk değeriyle sınıflandırma yapıldığı gözlenmiştir. Araştırmadaki diğer modellerin ise doğruluk oranlarının birbirine yakın değerlere sahip olduğu gözlenmiştir. Sınıflandırmada kullanılan yöntemlerin duyarlılık, seçicilik, hassaslık ve F-puanları da incelendiğinde, RF modelinin YDS-İngilizce seviyelerini belirlemede en iyi performansı gösterdiği tespit edilmiştir. Bu bulguya benzer olarak öğrenci performansını belirlemeye yönelik yapılan çalışmalarda da RF modelinin sınıflandırma performansının daha iyi olduğu sonucuna ulaşılmıştır (Bezek Güre, Kayri & Erdoğan, 2020; Bulut & Yavuz, 2019; Ghorbani & Ghousi, 2020; Olgun, 2021; Quinn & Gray, 2020). Araştırmada sınıflandırma performansı RF modelinden sonra en iyi olan modelin ANN olduğu görülmüştür. Bu bulgu, RF'nin genel olarak daha iyi sınıflandırma yeteneğine sahip olduğunu ve başarıyla ilişkili değişkenlerin analizinde ANN'ye göre biraz daha yüksek performans gösterdiğini belirten Bezek Güre, Kayri ve Erdoğan'ın (2020) sonuçlarıyla

örtüşmektedir. Diğer yöntemlerden sırasıyla SVM, MLR, C5.0 ve KNN görece daha düşük sınıflandırma performanslarına sahip olmakla birlikte CHAID ve C&RT modelleri performans ölçütlerinde en düşük sonuçları elde etmiştir.

5.2. Öneriler

Yüksek riskli sınavlarda başarıyla ilişkili eğitim, demografik, sınav başarısı gibi çeşitli değişkenlerin önem düzeylerinin belirlenmesine ve eğitim verilerinin analizinde uygun veri madenciliği yöntemlerinin kullanılmasının sağlanmasına yönelik ilgili alana katkı sağlamayı amaçlayan bu araştırma sonuçlarına dayalı olarak araştırmacılara ve uygulayıcılara yönelik önerilere yer verilmiştir.

5.2.1. Uygulayıcılara Yönelik Öneriler

1. KPSS hazırlık süreçlerinde ALES ve YGS matematik desteği sağlanması: KPSS başarısını yordamada ALES sayısal ve sözel testlerinin yanı sıra YGS matematik testinin önemli olması KPSS'ye hazırlanan adaylara yönelik ALES ve YGS matematik konularını kapsayan çalışma materyallerinin sınav hazırlık süreçlerine dâhil edilmesi gerektiğini göstermektedir.
2. ALES hazırlık süreçlerinde KPSS genel yetenek testine odaklanma: ALES başarısının en önemli yordayıcısı olarak KPSS genel yetenek testinin belirlenmesi durumu da benzer şekilde ALES hazırlık sürecinde KPSS genel yetenek testine yönelik eğitim programları ve çalışma materyallerinin kullanılabileceğini göstermektedir.
3. Matematiksel yetkinlik ve muhakeme becerilerini geliştirme: KPSS ve ALES sayısal başarısını yordamada YGS matematik testinin önemi, sayısal muhakeme becerilerinin geliştirilmesi gerektiğini vurgulamaktadır. Bu nedenle, adayların matematiksel yetkinlik ve muhakeme becerilerini artırmaya yönelik eğitim programları, dersler ve pratik uygulamalar düzenlenmelidir.
4. Türkçe dil ve muhakeme becerilerini güçlendirme: ALES sözel ve YDS başarısında YGS Türkçe testinin ve Türkçe dil becerilerinin önemi göz önünde

bulundurularak, bu becerileri geliřtirmeye yönelik eđitimler ve alıřma programları oluřturulmalıdır.

5. Bütüncül eđitim yaklařımı: Yüksek riskli sınavlarda diđer sınav performanslarının önemli olması, adayların eđitim süreçlerinin bütüncül bir yaklařımla ele alınması gerektiđini vurgulamaktadır. Bu bağlamda, öğrencilerin eđitim hayatı boyunca akademik gelişimlerinin ve performanslarının düzenli olarak uzun vadeli takibi sağlanmalı ve bu doğrultuda gereken rehberlik hizmetleri zamanında sunulmalıdır.
6. Yüksek riskli sınavların eşitlik ve kapsayıcılığı: Üniversite türü (devlet/vakıf/yurtdışı), lise türü (devlet/özel), fakülte, mezuniyet yılı ve cinsiyet gibi deđişkenlerin sınav başarılarındaki etkisi üzerine daha fazla araştırma yapılmalıdır. Bu alıřmalar, eđitim politikalarının ve sınav sistemlerinin eşitlik ve kapsayıcılık ilkeleri çerçevesinde geliştirilmesine katkı sağlayacaktır.
7. Model seçimi: Araştırma sonuçlarının, yüksek riskli sınavda başarıyı yordama ya da sınıflandırmada eđitsel veri madenciliđi yöntemlerinden en uygun modelin seçilmesine yönelik karar verme süreçlerine rehberlik edebileceđi düşünülmektedir. Bu bağlamda, ilgili literatürde önerilen ve en çok kullanılan veri madenciliđi yöntemleri eđitim alanındaki verilerin modellenmesinde kullanılmış ve yordamaya dayalı analizlerde ANN, sınıflandırmaya dayalı analizlerde RF modelinin performansının en iyi olduđu görülmüřtür. Bu modellerin öğrenci başarısını yordamada eđitsel veri madenciliđi yöntemlerine dayalı analizlerde kullanılması önerilmektedir.
8. Alternatif modellerin kullanımı: SVM ve regresyon (MR, MLR) modelleri de KPSS ve ALES başarılarını yordama ve YDS seviyelerini sınıflandırmada iyi performans göstermektedir. Uygulayıcılar, bu modelleri de deđerlendirmeli ve belirli durumlara veya veri setlerine uygun olan modeli seçmelidir.
9. Karar ađacı algoritmalarının kullanımı: Analizlerde CHAID ve C&RT karar ađacı algoritmalarına dayalı modellerin yordama ve sınıflandırma performansları genel olarak düşüktür. Bu durum arařtırmada kullanılan model veri setinin yapısına bađlı olabileceđinden benzer verilerle yapılan analizlerde

bu modelleri kullanırken dikkatli olunmalı ve diğer modellerle karşılaştırarak karar verilmelidir.

5.2.2. Araştırmacılara Yönelik Öneriler

1. KPSS ve YDS başarısında üniversite ve lisans programlarının önemini belirleyen bu araştırma, kurumların etkisinin daha derinlemesine incelenmesi gerektiğini ortaya koymaktadır. Araştırmacıların, farklı üniversite ve lisans programlarının öğrencilerin sınav başarıları üzerindeki etkilerini daha detaylı incelemesi önerilmektedir.
2. KPSS ve ALES başarısını yordamada YDS başarısının orta düzeyde önemli olarak tespit edilmesi yabancı dil yeterliliği ve yabancı dil eğitiminin başarıya etkisi üzerine çalışmalar yapılması gerektiğini göstermektedir.
3. ALES sayısal başarısında matematiksel yetkinlik ve muhakeme, ALES sözel başarısında Türkçe dil ve muhakeme becerilerinin önemi vurguladığından bu becerilerin geliştirilmesine yönelik etkili yöntemler ve stratejiler üzerinde araştırmaların yapılması önerilmektedir.
4. ANO değişkeni KPSS, ALES sözel ve YDS-İngilizce başarısında orta düzeyde önem değerlerine sahipken ALES eşit ağırlık başarısında önem değeri düşük, ALES sayısal başarısında ise istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki göstermediğinden modelleme aşamasına alınmamıştır. ALES puan türlerine göre farklılaşan ANO değişkeninin önem düzeyi, akademik performans ve ALES başarısı arasındaki ilişkiyi daha detaylı inceleyen araştırmalar yapılmasını gerektirmektedir.
5. YDS başarısıyla ilişkili değişkenler arasında Türkçe dil ve muhakeme becerilerinin yer alması, dil eğitiminin yabancı dil sınavlarındaki başarı üzerindeki etkilerini araştırmak için bir temel sunmaktadır. Bu nedenle yabancı dil yeterliliği hakkında daha fazla çalışma yapılarak dil eğitiminin etkilerini daha kapsamlı bir şekilde incelemek önemlidir.

6. Arařtırmada belirli bir yılda yüksek riskli sınavlara giren adaylara dayalı analizler yapılmıřtır, farklı yıllardaki veri setleri kullanılarak da sonuçların güvenilirlięi ve geçerlięine dair benzer alıřmaların yrtlmesi nerilmektedir.
7. Arařtırmalarda bireylerin alıřma alışkanlıkları, sosyo-ekonomik ve psikolojik faktrlere baęlı sınav başarısını etkileyebilecek eřitli deęiřkenleri de dâhil edilerek sınav performanslarına iliřkin daha derinlemesine incelemeler yapılması nerilmektedir.
8. Yordayıcı deęiřkenler arasındaki etkileřim etkilerinin arařtırılması ve doęrusal olmayan iliřkilerin incelenmesi de yüksek riskli sınav başarısıyla iliřkili deęiřkenlerin daha kapsamlı anlařılmasını saęlayabilir.
9. KPSS, ALES ve YDS başarılarını yordamada ve sınıflandırmada kullanılan farklı modellerin performansları zerine daha fazla arařtırma yapılmalıdır. Derin ęrenme ve gradyan artırma gibi yeni geliřtirilen makine ęrenimi algoritmalarının uygulanabilirlięinin arařtırılması da tahmin doęruluęunu artıracaktır. Bu alıřmalar, hangi modellerin hangi durumlarda daha etkili olduęunu belirlemeye yardımcı olacaktır.

KAYNAKLAR

- Acharya S. & Madhu, N. (2012). Discovery of students' academic patterns using data mining techniques. *International Journal of Computer Science and Engineering*, 4(6), 1054-1062. <https://www.enggjournals.com/ijcse/abstract.html?file=12-04-06-032> sayfasından erişilmiştir.
- Açıl, Ü. (2010). *Öğretmen adaylarının akademik başarıları ile KPSS puanları arasındaki ilişkinin çeşitli değişkenler açısından incelenmesi*. Yüksek Lisans Tezi, Mustafa Kemal Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Hatay.
- Adekitan, A.I., & Noma-Osaghae, E. (2018). Data mining approach to predicting the performance of first year student in a university using the admission requirements. *Education and Information Technologies*, 24(2), 1527-1543. <https://doi.org/10.1007/s10639-018-9839-7>
- Ahammad, K., Chakraborty, P., Akter, E., Fomey, U.H. & Rahman, S. (2021). A comparative study of different machine learning techniques to predict the result of an individual student using previous performances. *International Journal of Computer Science and Information Security*, 19(1), 5-10. <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.4533374>
- Akgün, E. (2019). 2023 Eğitim vizyonunda eğitsel veri madenciliği. *SETA Perspektif*, 228. <https://setav.org/assets/uploads/2019/01/P228.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Akpınar, H. (2017). *Data: Veri madenciliği veri analizi*. İstanbul: Papatya.
- Altunkaynak, B. (2019). *Veri madenciliği yöntemleri ve R uygulamaları* (2. baskı). Ankara: Seçkin.
- Anuradha, C., Velmurugan, T. & Anandavally, R. (2015). Clustering algorithms in educational data mining: a review. *International Journal of Power Control and*

- Computation*, 7(1), 47-52.
https://www.researchgate.net/publication/317166682_Clustering_Algorithms_in_Educational_Data_Mining_A_Review sayfasından erişilmiştir.
- Ar, İ.M., Hamzaçebi, C. & Baki, B. (2013). Business School ranking with grey relational analysis: the case of Turkey. *Grey Systems Theory and Application*, 3(1), 76-94.
<http://dx.doi.org/10.1108/20439371311293714>
- Arapgirlioğlu, H., Zahal, O., Gürpınar, E., & Özhan, U. (2014). Lisansüstü programlara başvuran adayların ALES, yabancı dil ve mezuniyet not ortalamaları arasındaki ilişkiler (İnönü üniversitesi eğitim bilimleri enstitüsü örneği). *İnönü Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 1(1), 30-40.
<https://dergipark.org.tr/tr/pub/inujge/issue/8717/108866> sayfasından erişilmiştir.
- Arcuino, C. L. T. (2013). *The relationship between the Test of English as a Foreign Language (TOEFL), the International English Language Testing System (IELTS) scores and academic success of international Master's students*. Doctoral Dissertation, Colorado State University School of Education, Colorado. Retrieved from <https://www.proquest.com/docview/1413309058>
- Arıkan, S., & D'Costa, A. (2016). ÖSS ve LES ile Ölçülen Sayısal ve Sözel Beceriler Arasındaki İlişki. *Mersin Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 12(1), 303-313.
<https://doi.org/10.17860/efd.71302>
- Aruğaslan, E. & Çivril, H. (2021). Türkiye’de eğitim alanında yapılan veri madenciliği ve yapay zekâ çalışmaları. *Uluslararası Teknolojik Bilimler Dergisi*, 13(2), 81-89.
<https://dergipark.org.tr/tr/pub/utbd/issue/67952/825556> sayfasından erişilmiştir.
- Ashraf, A., Anwer, S., & Khan, M. G. (2018). A comparative study of predicting student’s performance by use of data mining techniques. *American Scientific Research Journal for Engineering, Technology and Sciences*, 44(1), 122-136.
https://www.asrjetsjournal.org/index.php/American_Scientific_Journal/article/view/4170 sayfasından erişilmiştir.
- Ayık, Y.Z., Özdemir, A. & Yavuz, U. (2007). Lise türü ve lise mezuniyet başarısının kazanılan fakülte ile ilişkisinin veri madenciliği tekniği ile analizi. *Sosyal Bilimler*

Enstitüsü *Dergisi*, 10(2), 441-445.
<https://dergipark.org.tr/tr/pub/ataunisobil/issue/2820/38029> sayfasından erişilmiştir.

Bahadır, E. (2013). *Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Analizi Yaklaşımları ile Öğretmen Adaylarının Akademik Başarılarının Tahmini*. Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Bahar, H.H., (2006). KPSS puanlarının akademik başarı ve cinsiyet açısından değerlendirilmesi. *Eğitim ve Bilim*, 31(140), 68-74.
<https://egitimvebilim.ted.org.tr/index.php/EB/article/view/5010> sayfasından erişilmiştir.

Bahar, H.H., (2011). ÖSS puanı ve lisans mezuniyet notunun KPSS 10 puanını yordama gücü. *Eğitim ve Bilim*, 36(162), 168-181.
<https://egitimvebilim.ted.org.tr/index.php/EB/article/view/801> sayfasından erişilmiştir.

Baker, R.S.J.d. (2010). Data mining. In P. Peterson, E. Baker & B. McGaw (Eds.), *International Encyclopedia of Education* (3rd ed., pp. 112-118). Oxford: Elsevier.
<https://doi.org/10.1016/B978-0-08-044894-7.01318-X>

Baradwaj, B. K., & Pal, S. (2012). Mining educational data to analyze students' performance. *Computer Science*, 2(6), 63-69.
<http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2011.020609>

Baştürk, R. (2008). Fen ve teknoloji alanı öğretmen adaylarının kamu personeli seçme sınavı başarılarının yordanması. *İlköğretim Online*, 7(2), 323-332.
<https://dergipark.org.tr/tr/pub/ilkonline/issue/8601/107111> sayfasından erişilmiştir.

Bayazit, A., Askar, P. & Cosgun, E. (2014). Predicting learner answers correctness through eye movements with random forest. In A. Peña-Ayala (Eds.), *Educational data mining* (pp.203-226). Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-319-02738-8> sayfasından erişilmiştir.

Berens, J., Schneider, K., Gortz, S., Oster, S., & Burghoff, J. (2019). Early detection of students at risk - predicting student dropouts using administrative student data from

- German universities and machine learning methods. *Journal of Educational Data Mining*, 11(3), 1-41. <https://eric.ed.gov/?id=EJ1241620> sayfasından erişilmiştir.
- Bezek Güre, Ö., Kayri, M. & Erdoğan, F. (2020). Analysis of factors effecting PISA 2015 mathematics literacy via educational data mining. *Education and Science*, 45(202), 393-415. <http://dx.doi.org/10.15390/EB.2020.8477>
- Bilen, Ö., Hotaman, D., Aşkın, Ö.E., & Büyüklü, A.H. (2014). LYS başarılarına göre okul performanslarının eğitsel veri madenciliği teknikleriyle incelenmesi: 2011 İstanbul örneği. *Eğitim ve Bilim*, 39(172), 78-94. <https://egitimvebilim.ted.org.tr/index.php/EB/article/view/2733> sayfasından erişilmiştir.
- Birinci, D.K. (2014). Merkezi sistem ortak sınavlarında ilk deneyim: Matematik dersi. *Eğitim ve Öğretim Araştırmaları Dergisi*, 3(2), 8-15. http://www.jret.org/FileUpload/ks281142/File/02.kardes_birinci.pdf sayfasından erişilmiştir.
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. New York: Springer.
- Boser, B.E., Guyon, I.M. & Vapnik, V. N. (1992). A training algorithm for optimal margin classifiers. *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, 144-152. <https://doi.org/10.1145/130385.130401>
- Bozkır, A.S., Sezer, E. & Gök, B. (2009). *Öğrenci seçme sınavında (ÖSS) öğrenci başarımını etkileyen faktörlerin veri madenciliği yöntemleriyle tespiti*, 5. Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu'nda (IATS'09) sunulmuş bildiri, Karabük, Turkey.
- Bramer, M. (2020). *Principles of data mining* (4th ed.). London: Springer.
- Breiman, L. (1996). Bagging predictors. *Machine Learning*, 24(2), 123-140. <https://doi.org/10.1007/BF00058655>
- Breiman, L. (2001). Random forests, *Machine Learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Breiman, L., Friedman, J., Stone, C. J., & Olshen, R. A. (1984). *Classification and regression trees*. New York: Taylor & Francis.

- Brown, H. D. (2004). *Language assessment: principles and classroom practices*. New York: Pearson Education.
- Bulut, O., & Yavuz, H. C. (2019). Educational data mining: A tutorial for the rattle package in R. *International Journal of Assessment Tools in Education*, 6(5), 20-36. <https://doi.org/10.21449/ijate.627361>
- Büyüköztürk, Ş. (2016). Sınavlar üzerine düşünceler. *Kalem Eğitim ve İnsan Bilimleri Dergisi*, 6(2), 345-356. <http://dx.doi.org/10.23863/kalem.2017.64>
- Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C. & Wirth, R. (2000). *CRISP-DM 1.0 step-by-step data mining guide*. <https://www.kde.cs.uni-kassel.de/wp-content/uploads/lehre/ws2012-13/kdd/files/CRISPWP-0800.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Chatterjee, S. & Hadi, A.S. (2012). *Regression analysis by example* (5th ed.). New Jersey: John Wiley & Sons.
- Cocea, M. & Weibelzahl, S. (2006). *Can log files analysis estimate learners' level of motivation?* In Proceedings of Lernen–Wissensentdeckung-Adaptivität (LWA2006), Hildesheim, Germany. <https://researchportal.port.ac.uk/en/publications/can-log-files-analysis-estimate-learners-level-of-motivation> sayfasından erişilmiştir.
- Cover, T. & Hart, P. (1967). Nearest neighbor pattern classification. *IEEE transactions on information theory*, 13(1), 21-27. <http://dx.doi.org/10.1109/TIT.1967.1053964>
- Crawford, S. L. (1989). Extensions to the CART algorithm. *International Journal of Man-Machine Studies*, 31(2), 197-217. [https://doi.org/10.1016/0020-7373\(89\)90027-8](https://doi.org/10.1016/0020-7373(89)90027-8)
- Cutler, A., Cutler, D. R., & Stevens, J. R. (2012). Random Forests. In C. Zhang and Y. Ma (Eds.), *Ensemble machine learning* (pp. 157-175). New York: Springer.
- Çetin, K. (2019). *Eğitim fakültesi öğretim elemanlarının İngilizce iletişim isteklilik seviyeleri ve YDS (Yabancı Dil Sınavı) puanları arasındaki ilişkinin seviyelerinin incelenmesi*. Yüksek Lisans Tezi, Burdur Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Burdur.

- Çırak, G. (2012). *Yükseköğretimde öğrenci başarılarının sınıflandırılmasında yapay sinir ağları ve lojistik regresyon yöntemlerinin kullanılması*. Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Çiloğlu, Y.E. (2024). *Mil-Std 1553 tabanlı sistemler için yeni bir saldırı tespiti yaklaşımı*. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İstanbul.
- Datamind, (2018). *IBM SPSS Modeller ile Segmentasyon ve Birliktelik Kurallarının Tespiti*. Analytics & Big Data & IoT.
- Demir, M. (2015). Predicting pre-service classroom teachers' civil servant recruitment examination's educational sciences test scores using artificial neural networks. *Educational Sciences: Theory & Practice*, 15(5), 1169-1177. <https://doi.org/10.12738/estp.2015.5.0018>
- Demiroğları, G. (2014). *Candidate academicians' attitudes towards foreign language examination*. Yüksek Lisans Tezi, Çağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Mersin.
- Desmarais, M.C. & Pu, X. (2005). A Bayesian student model without hidden nodes and its comparison with item response theory. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 15(4), 291-323. <https://dl.acm.org/doi/10.5555/1434935.1434938>
- Dietterich, T. G. (2000). An experimental comparison of three methods for constructing ensembles of decision trees: Bagging, boosting and randomization, *Machine Learning*, 40(2), 139-157. <https://doi.org/10.1023/A:1007607513941>
- Doğan, O. (2017). Türkiye’de veri madenciliği konusunda yapılan lisansüstü tezler üzerine bir araştırma. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 19(3), 929-951. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/gaziuiibfd/issue/36599/416570> sayfasından erişilmiştir.
- Dunham, M.H. (2003). *Data mining: Introductory and advanced topics*. New Jersey: Pearson Education.

- ElAtia, S., Ipperciel, D. & Zaïane, O. R. (2016). *Data mining and learning analytics: Applications in Educational Research*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Ercoşkun, M. (2020). Öğretmen adaylarının akademik ve ALES (Akademik Personel ve Lisansüstü Eğitimi Giriş Sınavı) başarı puanlarının incelenmesi, *Akdeniz Eğitim Araştırmaları Dergisi*, 14(33), 523-541. <https://doi.org/10.29329/mjer.2020.272.24>
- Ercoşkun, M. H. & Nalçacı, A. (2009). Sınıf öğretmeni adaylarının ÖSS, akademik ve KPSS başarılarının çeşitli değişkenler açısından incelenmesi. *Kastamonu Eğitim Dergisi*, 17(2), 479-486.
- Erdoğan, Ş.Z. & Timor, M. (2005). A data mining application in a student database. *Journal of Aeronautics and Space Technologies*, 2(2), 53-57. <https://jast.hho.msu.edu.tr/index.php/JAST/article/view/132> sayfasından erişilmiştir.
- Ersöz, F. (2019). *Veri madenciliği teknikleri ve uygulamaları*. Ankara: Seçkin.
- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms, and applications*. New Jersey: Prentice-Hall Englewood Cliffs.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G. & Smyth, P. (1996a). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI magazine*, 17(3), 37-37. <https://doi.org/10.1609/aimag.v17i3.1230>
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G. & Smyth, P. (1996b). The KDD process for extracting useful knowledge from volumes of data, *Communications of the ACM*, 39(11), 27-34. <https://doi.org/10.1145/240455.240464>
- Fernandez, G. (2003). *Data mining using SAS applications*. London: Chapman & Hall.
- Fix, E. & Hodges, J. L. (1951). *Discriminatory analysis: Nonparametric discrimination, consistency properties*. (USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, Project No 21-49-004, Report No 4). <https://apps.dtic.mil/sti/pdfs/ADA800276.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Fraenkel, J.R., Wallen, N.E. & Hyun, H.H. (2012). *How to design and evaluate research in education* (8th ed.). New York: McGraw-Hill.

- Gamazo, A., & Martínez-Abad, F. (2020). An exploration of factors linked to academic performance in PISA 2018 through data mining techniques. *Frontiers in Psychology*, 11, 575167. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.575167>
- Ghorbani, R. & Ghousi, R. (2020). Comparing different resampling methods in predicting students' performance using machine learning techniques. *IEEE Access*, 8, 67899-67911. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2986809>
- Giudici, P. (2003). *Applied data mining statistical methods for business and industry*. Sussex: John Wiley & Sons.
- Gorunescu, F. (2011). *Data mining concepts, models and techniques*. Heidelberg: Springer.
- Gök, M. (2018). *Öğrenci Ders Başarısının Regresyon Yöntemleri ile Tahmini*. Paper presented at the IMCOFE VI. International Multidisciplinary Congress of Eurasia, Rome, Italy. Retrieved from <https://www.imcofe.org/dosyalar/IMCROMETAM.pdf>
- Grandini, M., Bagli, E., & Visani, G. (2020). Metrics for multi-class classification: An overview. *ArXiv*, abs/2008.05756. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2008.05756>
- Gu, S., Cheng, R. & Jin, Y. (2016). Feature selection for high-dimensional classification using a competitive swarm optimizer, *Soft Computing*, 22(3), 811-822. <https://doi.org/10.1007/s00500-016-2385-6>
- Gültekin, M. (2021). *Türkiye’de yapılan yabancı dil sınavlarına uzaktan ve örgün eğitim ile hazırlanan adayların başarı düzeylerinin analizi*. Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Isparta.
- Hamel, L. (2009). *Knowledge discovery with support vector machines*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Hamilton, L. S., Stecher, B. M. & Klein, S. P. (2003). *Making sense of test based accountability in education*. Pittsburgh: Rand Corporation.
- Han, J., Kamber, M. & Pei, J. (2012). *Data mining: concepts and techniques* (3rd ed.). Waltham: Morgan Kaufmann.
- Harvey, J. L. & Kumar, S. A. P. (2019). *A practical model for educators to predict student performance in K-12 education using machine learning*. Paper presented at the IEEE

- Symposium Series on Computational Intelligence, Xiamen, China.
<http://dx.doi.org/10.1109/SSCI44817.2019.9003147>
- Hämäläinen, W. & Vinn, M. (2011). Classifiers for Educational Data Mining. In C. Romero, S. Ventura, M. Pechenizkiy & R.S.J.d. Baker (Eds.), *Handbook of Educational Data Mining*. (pp. 57-74). New York: Taylor & Francis Group.
- He, X. & Xu, S. (2009). *Process neural networks theory and applications*. Berlin: Springer.
- Herzog, S. (2006). Estimating student retention and degree-completion time: Decision trees and neural networks vis-a-vis regression. *New Directions for Institutional Research*, 131, 17-33. <https://doi.org/10.1002/ir.185>
- Heydarian, M., Doyle, T. E., & Samavi, R. (2022). MLCM: Multi-label confusion matrix. *IEEE Access*, 10, 19083-19095. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3151048>
- Ho, T. K. (1998). The random subspace method for constructing decision forests. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(8), 832-844. <http://dx.doi.org/10.1109/34.709601>
- Hsu, S. D. H. & Schombert, J. (2010). Data Mining the University: College GPA Predictions from SAT Scores. *SSRN Electronic Journal*, 1-27. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1004.2731>
- IBM. (n.d.). *IBM SPSS Modeler 18.2 User's Guide*. <https://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/modeler/18.2/en/ModelerUsersGuide.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- IBM. (2021a). *Feature Selection node*. <https://www.ibm.com/docs/en/spss-modeler/18.2.0?topic=models-feature-selection-node> sayfasından erişilmiştir.
- IBM. (2021b). *Feature Selection Options*. <https://www.ibm.com/docs/en/spss-modeler/18.2.0?topic=node-feature-selection-options> sayfasından erişilmiştir.
- IBM. (2022). *TwoStep cluster node*. <https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-data/4.0?topic=modeling-twostep-cluster-node> sayfasından erişilmiştir.
- Jeganathan, S., Parthasarathy, S., Lakshminarayanan, A.R., Kumar, P.M.A., & Khan, M.K.A. (2021). *Predicting the post graduate admissions using classification*

- techniques. Paper presented at the 2021 International Conference on Emerging Smart Computing and Informatics (ESCI), Pune, India. Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/9396815>
- Jidagam, R., & Rizk, N. J. (2016). *Evaluation of predictive data mining algorithms in student academic performance*. Paper presented at the 10th International Technology, Education and Development Conference, Valencia, Spain. Retrieved from <https://doi.org/10.21125/inted.2016.0487>
- Jones, M. D, Jones, B. D. & Hargrove, T. (2003). *The unintended consequences of high-stakes testing*. New York: Rowman and Littlefield.
- Kablan, (2010). Akademik mezuniyet ortalama puanı ile KPSS başarı puanı arasındaki ilişki. *Uludağ Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 23(2), 451-470. <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/153416> sayfasından erişilmiştir.
- Kantardzic, M. (2020). *Data mining: concepts, models, methods, and algorithms* (3rd ed.). New Jersey: John Wiley & Sons.
- Kasap Saltaş, E. (2020). *Akademisyenlerin YDS ve YÖKDİL sınavlarının etkisine yönelik algıları: Ardahan üniversitesi örneği*. Yüksek Lisans Tezi, Kafkas Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kars.
- Kass, G. V. (1980). An exploratory technique for investigating large quantities of categorical data. *Applied Statistics*, 29(2), 119-127. <https://doi.org/10.2307/2986296>
- Kayri, M. (2015). An intelligent approach to educational data: Performance comparison of the multilayer perceptron and the radial basis function artificial neural networks. *Educational Sciences: Theory & Practice*, 15(5), 1247-1255. <https://doi.org/10.12738/estp.2015.5.0238>
- Kokoç, M. & Kokoç, F. (2021). Tahmin performansını arttırmak için kolektif öğrenme yaklaşımı: Engelli bireylere yönelik deneysel çalışma. *Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 10(1), 100-114. <https://doi.org/10.28948/ngumuh.693303>
- Kösterelioğlu, İ., Kösterelioğlu, M.A., & Kilmen, S. (2008). Kamu personeli seçme sınavı puanları ile lisans diploma notu arasındaki ilişkilerin çeşitli değişkenlere göre

- incelenmesi. *Abant İzzet Baysal Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 8(1), 151-160. <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/16612> sayfasından erişilmiştir.
- Kumandaş, H. & Kutlu, Ö. (2010). High stakes testing: does secondary education examination involve any risks? *Procedia- Social and Behavioral Sciences*, 9, 758-764. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2010.12.230>
- Larose, D. T. (2005). *Discovering knowledge in data: An introduction to data mining*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Luan, J. (2002). Data mining and its applications in higher education. *Journal of New Directions for Institutional Research*, 2002(113), 17–36. <https://doi.org/10.1002/ir.35>
- Madaus, G. (1998). The distortion of teaching and testing: High-stakes testing and instruction. *Peabody Journal of Education*, 65(3), 29-46. <https://www.jstor.org/stable/1492818> sayfasından erişilmiştir.
- Mardikyan, S. & Badur, B. (2011). Analysing teaching performance of instructors using data mining techniques, *Informatics in Education*, 10(2), 245-257. <http://dx.doi.org/10.15388/infedu.2011.17>
- Markoulidakis, I., Rallis, I., Georgoulas, I., Kopsiaftis, G., Doulamis, A., & Doulamis, N. (2021). Multiclass confusion matrix reduction method and its application on net promoter score classification problem. *Technologies*, 9(81), 1-22. <https://doi.org/10.3390/technologies9040081>
- Márquez, C., Cano, A., Romero, C., & Fardoun, H.M. (2016). Early dropout prediction using data mining: A case study with high school students. *Expert Systems*, 33(1), 1-35. <http://dx.doi.org/10.1111/exsy.12135>
- Martínez-Abad, F., Gamazo, A. & Rodríguez-Conde, M.J. (2020). Educational data mining: Identification of factors associated with school effectiveness in PISA assessment. *Studies in Educational Evaluation*, 66, 100875. <http://dx.doi.org/10.1016/j.stueduc.2020.100875>
- McCulloch, W.S. & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115-133. <https://doi.org/10.1007/BF02478259>

- Mengash, H. A. (2020). Using data mining techniques to predict student performance to support decision making in university admission systems. *IEEE Access*, 8, 55462-55470. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2981905>
- Mitchell, T.M. (1997). *Machine learning*. New York: McGraw-Hill.
- Montgomery, D.C., Peck, E.A. & Vining, G.G. (2012). *Introduction to linear regression analysis* (5th ed.). New Jersey: John Wiley & Sons.
- Murphy, A.H. (1988). Skill scores based on the mean square error and their relationships to the correlation coefficient. *Monthly Weather Review*, 116(12), 2417-2424. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1988\)116<2417:SSBOTM>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1988)116<2417:SSBOTM>2.0.CO;2)
- Namratha, B. & Sharma, N. (2016). Educational data mining-applications and techniques. *International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology*, 7(2), 484-488. <http://dx.doi.org/10.21172/1.72.575>
- Nghe, N. T., Janecek, P., & Haddawy, P. (2007). *A comparative analysis of techniques for predicting academic performance*. Paper presented at the 37th Annual Frontiers in Education Conference-Global Engineering: knowledge without borders, opportunities without passports, T2G-7–T2G-12. Milwaukee, Wisconsin. <http://dx.doi.org/10.1109/FIE.2007.4417993>
- Olgun, K.B. (2021). *Ters yüz sınıflardaki video izleme davranışları incelenerek veri madenciliği ile başarının tahmin edilmesi*. Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Olson, D.L. & Delen, D. (2008). *Advanced data mining techniques*. Berlin: Springer.
- Osmanbegovic, E., & Suljic, M. (2012). Data mining approach for predicting student performance. *Economic Review-Journal of Economics and Business*, 10(1), 3-12. <https://journals.indexcopernicus.com/search/article?articleId=2344884> sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2012a). *2012 Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Sistemi (ÖSYS) Kılavuzu*. <https://www.osym.gov.tr/Eklenti/173,klavuz-2012mail-kpdf.pdf?0> sayfasından erişilmiştir.

- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2012b). *YGS Sonuçlarına İlişkin Sayısal Bilgiler*. <https://www.osym.gov.tr/TR,986/2012-ygs-sonuclarina-iliskin-sayisal-bilgiler.html> sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2013a). *2013 Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Sistemi (ÖSYS) Kılavuzu*. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2013/OSYS/2013OSYSSISTEMKILAVUZU%2021%2003%202013.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2013b). *Yükseköğretime Geçiş Sınavının Değerlendirilmesi*. <https://www.osym.gov.tr/TR,896/2013-yuksekogretime-gecis-sinavinin-2013-ygs-degerlendirilmesi-01042013.html> sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2014a). *2014 Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Sistemi (ÖSYS) Kılavuzu*. https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2014/YGS/2014_OSYS_KILAVUZU_02_01_2014.pdf sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2014b). *Yükseköğretime Geçiş Sınavının Değerlendirilmesi*. <https://www.osym.gov.tr/TR,829/2014-yuksekogretime-gecis-sinavinin-2014-ygs-degerlendirilmesi-29032014.html> sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2015a). *2015 Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Sistemi (ÖSYS) Kılavuzu*. https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2015/YGS/2015_OSYS_KILAVUZ.pdf sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2015b). *YGS Sonuçlarına İlişkin Sayısal Bilgiler*. <https://www.osym.gov.tr/TR,58/2015-ygs-sonuclarina-iliskin-sayisal-bilgiler.html> sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2016a). *2016 Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Sistemi (ÖSYS) Kılavuzu*. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2016/YGS/2016-OSYSKILAVUZU11012016.pdf> sayfasından erişilmiştir.

- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2016b). *YGS Sonuçlarına İlişkin Sayısal Bilgiler*. http://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2016/YGS/2016_YGS_Sayisal_Bilgiler.pdf sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2017a). *2017 Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Sistemi (ÖSYS) Kılavuzu*. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2017/OSYS/KILAVUZ18042017.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2017b). *YGS Sonuçlarına İlişkin Sayısal Bilgiler*. <https://www.osym.gov.tr/TR,13047/2017-ygs-sinav-sonuclarina-iliskin-sayisal-bilgiler.html> sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2018a). *2017 ALES Sonbahar Değerlendirme Raporu*. (Değerlendirme Raporları Serisi No. 1). Ankara: ÖSYM. https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2018/GENEL/ALESRaporu_13022018.pdf sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM), (2018b). *2017 e-YDS Değerlendirme Raporu*. (Değerlendirme Raporları Serisi No. 6). Ankara: ÖSYM. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2018/GENEL/e-YDSRaporu22052018.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM), (2018c). *2017 ÖABT Değerlendirme Raporu*. (Değerlendirme Raporları Serisi No. 8). Ankara: ÖSYM. https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2018/GENEL/2017_OABT_DRapor26072018.pdf sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2018d). *2018 ALES/2 Değerlendirme Raporu*. (Değerlendirme Raporları Serisi No. 11). Ankara: ÖSYM. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2018/GENEL/ales2degrapor24122018.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2019a). *2018 KPSS Ortaöğretim Değerlendirme Raporu*. (Değerlendirme Raporları Serisi No. 12). Ankara: ÖSYM.

<https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2018/GENEL/kpssortaogretimdegraporweb23012019.pdf> sayfasından erişilmiştir.

Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2019b). *2018 KPSS Ön Lisans Değerlendirme Raporu*. (Değerlendirme Raporları Serisi No. 13). Ankara: ÖSYM. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2018/GENEL/onlisansdegrpweb21022019.pdf> sayfasından erişilmiştir.

Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2020a). *Akademik Personel ve Lisansüstü Eğitimi Giriş Sınavı (ALES) İlkbahar Dönemi Kılavuzu*. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2020/ALES-1/aleskilavuz15052020.pdf> sayfasından erişilmiştir.

Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM), (2020b). *2020 Kamu Personel Seçme Sınavı (KPSS) Kılavuzu Lisans*. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2020/KPSS/kilavuz02022021.pdf> sayfasından erişilmiştir.

Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM), (2020c). *2020 Yabancı Dil Bilgisi Seviye Tespit Sınavı (YDS) Kılavuzu*. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2020/YDS-1/kilavuz18082020.pdf> sayfasından erişilmiştir.

Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2020d). *2020 Yükseköğretim Kurumları Sınavı (YKS) Yükseköğretim Programları ve Kontenjanları Kılavuzu*. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2020/YKS/tkilavuz13082020.pdf> sayfasından erişilmiştir.

Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM). (2020e). *2020 Yükseköğretim Kurumları Sınavı (YKS) Kılavuzu*. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2020/YKS/YksKilavuz14052020.pdf> sayfasından erişilmiştir.

Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM), (2021a). *2019 KPSS Lisans Alan Bilgisi Sınavları Değerlendirme Raporu*. (Değerlendirme Raporları Serisi No. 20). Ankara: ÖSYM. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2021/GENEL/2019kpsslsalanrapor03032021.pdf> sayfasından erişilmiştir.

- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM), (2021b). *2020 KPSS Lisans Alan Bilgisi Sınavları Değerlendirme Raporu*. (Değerlendirme Raporları Serisi No. 21). Ankara: ÖSYM. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2021/GENEL/2020kpssls-alanrapor03032021.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM), (2021c). *2020 KPSS Ön Lisans Değerlendirme Raporu*. (Değerlendirme Raporları Serisi No. 22). Ankara: ÖSYM. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2021/GENEL/rapor28052021.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM), (2021d). *2020 KPSS Ortaöğretim Değerlendirme Raporu*. (Değerlendirme Raporları Serisi No. 23). Ankara: ÖSYM. <https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2021/GENEL/2020kpssortaogretimrapor31052021.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM), (2021e). *2019 ve 2020 KPSS Lisans Eğitim Bilimleri ve Öğretmenlik Alan Bilgisi Testleri Değerlendirme Raporu*. (Değerlendirme Raporları Serisi No. 25). Ankara: ÖSYM. https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2021/GENEL/oabtdegrapor_24122021.pdf sayfasından erişilmiştir.
- Ölçme, Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM), (2022). *2021 KPSS Lisans Eğitim Bilimleri ve Öğretmenlik Alan Bilgisi Testleri Değerlendirme Raporu*. (Değerlendirme Raporları Serisi No. 29). Ankara: ÖSYM. https://dokuman.osym.gov.tr/pdfdokuman/2022/GENEL/eoabtdegrapor_06042022.pdf sayfasından erişilmiştir.
- ÖSYM, (2022, 4 Haziran). *Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Merkezi 1997 Yılı Sınav Takvimi*. Haziran 4, 2022 tarihinde <http://www.osym.gov.tr/TR,774/1997-sinavlari.html> sayfasından erişilmiştir.
- Özçınar, H. (2006). *KPSS sonuçlarının veri madenciliği yöntemleriyle tahmin edilmesi*. Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Denizli.
- Özkan, Y., Önay Koçoğlu, F. & Selçukcan Erol, Ç. (2018). *Öğrenci performansının yapay zekâ derin öğrenme algoritması ile öngörülmesi*. Paper presented at the 7th International Conference on Innovations in Learning for the Future: Digital

- Transformation in Education, İstanbul, Turkey. Retrieved from https://cdn.istanbul.edu.tr/FileHandler2.ashx?f=fl2018_proceedingsbook_guncel.pdf
- Özkan, R., & Pektaş. S. (2011). Eğitim fakültesi son sınıf öğrencilerinin mezuniyet başarı notları ile KPSS puanları arasındaki ilişki üzerine bir araştırma (Eğitim fakültesi örneği). *Türklük Bilimi Araştırmaları*, 30, 269-281. <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/157093> sayfasından erişilmiştir.
- Öztemel, E. (2006). *Yapay sinir ağları*. İstanbul: Papatya.
- Peck, R., Olsen, C. & Devore, J. (2008). *Introduction to statistics and data analysis* (3rd ed.). Belmont: Thomson Brooks/Cole.
- Pena-Ayala, A. (2014). Educational data mining: A survey and a data mining-based analysis of recent works. *Expert Systems with Applications*, 41(4), 1432-1462. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.08.042>
- Pennock-Román, M. (1999). *English proficiency and differences among racial and ethnic groups in mean SAT and GRE scores: A longitudinal analysis*. (ETS Research Report 99-17). Retrieved from <https://doi.org/10.1002/j.2333-8504.1999.tb01815.x>
- Pujari, P. & Gupta, J.B. (2012). Improving classification accuracy by using feature selection and ensemble model. *International Journal of Soft Computing and Engineering*, 2(2), 380-386. <https://www.ijscce.org/wp-content/uploads/papers/v2i2/B0647042212.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1(1), 81-106. <https://doi.org/10.1007/BF00116251>
- Quinlan, J. R. (1993). *C4.5: Programs for machine learning*. San Mateo: Morgan Kaufmann.
- Quinn, R. J. & Gray, G. (2020). Prediction of student academic performance using Moodle data from a further education setting. *Irish Journal of Technology Enhanced Learning*, 5(1), 1-19. <https://doi.org/10.22554/ijtel.v5i1.57>
- Rokach, L. & Maimon, O. (2015). *Data mining with decision trees: Theory and applications* (2nd ed.). London: World Scientific.

- Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. *Expert Systems with Applications*, 33(1), 135-146. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2006.04.005>
- Romero, C., & Ventura, S. (2013). Data mining in education. *WIREs Data Mining Knowledge Discovery*, 3(1), 12-27. <https://doi.org/10.1002/widm.1075>
- Romero, C., & Ventura, S. (2020). Educational data mining and learning analytics: An updated survey. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 10(3), 1-21. <https://doi.org/10.1002/widm.1355>
- Romero, C., Ventura, S., Pechenizkiy, M. & Baker, R.S.J.d., (2011). *Handbook of educational data mining*. New York: Taylor & Francis Group.
- Safran, M., Kan, A., Üstündağ, M.T., Birbudak, T.S., & Yıldırım, O. (2014). 2013 KPSS sonuçlarının öğretmen adaylarının mezun oldukları alanlara göre incelenmesi. *Eğitim ve Bilim*, 39(171), 13-25. <https://egitimvebilim.ted.org.tr/index.php/EB/article/view/3044> sayfasından erişilmiştir.
- Sammut, C. & Webb, G.I. (Ed.). (2011). *Encyclopedia of Machine Learning*. New York: Springer.
- Silahtaroğlu, G. (2008). *Kavram ve algoritmalarıyla temel veri madenciliği*. İstanbul: Papatya.
- Stoltzfus, J.C. (2011). Logistic regression: A brief primer. *Academic Emergency Medicine*, 18(10), 1099-1104. <https://doi.org/10.1111/j.1553-2712.2011.01185.x>
- Sumathi, S. & Sivanandam, S.N. (2006). Data mining tasks, techniques and applications. In S. Sumathi & S.N. Sivanandam (Eds.), *Introduction to Data Mining and its Applications: Studies in Computational Intelligence* (pp. 189-216). Berlin: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-34351-6_7
- Şen, B., Uçar, E., & Delen, D. (2012). Predicting and analyzing secondary education placement-test scores: A data mining approach. *Expert Systems with Applications*, 39(10), 9468-9476. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.112>

- Şengür, D. & Tekin, A. (2013). Öğrencilerin mezuniyet notlarının veri madenciliği metotları ile tahmini. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 6(3), 7-16. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/gazibtd/issue/6629/88010> sayfasından erişilmiştir.
- Tabachnick, B.G. & Fidell, L.S. (2014). *Using Multivariate Statistics*. Edinburgh: Pearson Education.
- Triola, M.F. (2012). *Elementary statistics* (11th ed.). Boston: Pearson Education.
- Vapnik, V. N. (1995). *The nature of statistical learning theory*. New York: Springer.
- Vomlel, J. (2004). Bayesian networks in educational testing. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge Based Systems*, 12(supp01), 83-100. <http://dx.doi.org/10.1142/S021848850400259X>
- Wait, I. W. & Gressel, J.W. (2009). Relationship between TOEFL score and academic success for international engineering students. *Journal of Engineering Education*, 98(4), 389-398. <http://dx.doi.org/10.1002/j.2168-9830.2009.tb01035.x>
- Wang, Z. & Xue, X. (2014). Multi-class support vector machine. In Y. Ma & G. Guo (Eds.), *Support Vector Machines Applications* (pp. 23-48). New York: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-02300-7_2
- Wendler, T. & Gröttrup, S. (2021). *Data mining with SPSS Modeler theory, exercises and solutions* (2nd ed.). Berlin: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-54338-9>
- Widyahastuti, F. & Tjhin, V.U. (2018). Performance prediction in online discussion forum: state of the art and comparative analysis. *Procedia Computer Science*, 135, 302-314. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.178>
- Wilson, K.M. (1982). *GMAT and GRE aptitude test performance in relation to primary language and scores on TOEFL*. Educational Testing Service. New Jersey: Princeton. <https://doi.org/10.1002/j.2333-8504.1982.tb01314.x>
- Witten, I.H., Frank, E. & Hall, M. A. (2011). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques* (3rd ed.). San Diego: Morgan Kaufmann.
- Yeşil, R., Korkmaz, Ö., & Kaya, S. (2009). Eğitim fakültesindeki akademik başarının kamu personeli seçme sınavındaki başarı üzerinde etkisi. *Fırat Üniversitesi Sosyal*

- Bilimler Dergisi*, 19(2), 149-160. <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/72001> sayfasından erişilmiştir.
- Yu, C.H., DiGangi, S., Jannasch-Pennell, A.K. & Kaprolet, C. (2008). Profiling students who take online courses using data mining methods. *Online Journal of Distance Learning Administration*, 11(2), 1-14. <https://eric.ed.gov/?id=EJ1065583> sayfasından erişilmiştir.
- Yukselturk, E., Ozekes, S. & Türel, Y.K. (2014). Predicting dropout student: An application of data mining methods in an online education program. *European Journal of Open, Distance and e-Learning*, 17(1), 118-133. <http://dx.doi.org/10.2478/eurodl-2014-0008>
- Zeybek, G. (2015). *Foreign language examination (FLE) test takers' foreign language learning attitude, motivation and test anxiety in Turkey*. Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Isparta.
- Zhang, Y., Yun, Y., An, R., Cui, J., Dai, H., & Shang, X. (2021). Educational data mining techniques for student performance prediction: Method review and comparison analysis. *Frontiers in Psychology*, 12, 1-19. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.698490>
- Zhao, Y., Xu, Q., Chen, M. & Weiss, G.M. (2020). *Predicting student performance in a master of data science program using admissions data*. In A.N. Rafferty, J. Whitehill, V. Cavalli-Sforza & C. Romero (Eds.), *Proceedings of the 13th International Conference on Educational Data Mining*. Retrieved from <https://eric.ed.gov/?id=ED607995>
- Zilyas, D. & Yılmaz, A. (2023). Makine öğrenmesi yöntemleri ile eğitim başarısının tahmini modeli. *Dicle University Journal of Engineering*, 14(3), 437-447. <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/3241995> sayfasından erişilmiştir.

EKLER



EK 1. Lise Türlerinin Grupları

Lise Grubu / Lise Türü

Açıköğretim

Endüstri Meslek Lisesi Programı
İmam Hatip Lisesi Programı (Açıköğretim Lisesi)
Kız Meslek Lisesi Programı
Lise Programı
Meslek Lisesi Programı
Ticaret Meslek Lisesi Programı

Anadolu

Anadolu Lisesi (Y.Dille Öğretim Yapan Resmi Liseler)
Yabancı Dille Öğretim Yapan Özel Lise / Özel Anadolu Lisesi

Anadolu Öğretmen

Anadolu Öğretmen Lisesi
Öğretmen Lisesi
Özel Anadolu Öğretmen Lisesi

Askeri

Askeri Lise
Deniz Astsubay Hazırlama Okulu
Jandarma Astsubay Hazırlama Okulu
Kara Astsubay Hazırlama Okulu
Mızıka Astsubay Hazırlama Okulu
Polis Koleji

Fen

Fen Lisesi
Özel Fen Lisesi

Genel

Lise (Resmi ve Gündüz Öğretimi Yapan Liseler)
Lise, Özel Lise (Y. Dil Ağırlıklı Program Uygulayan Liseler)
Lise Programı
Lise Programı (Yabancı Dil Ağırlıklı)
Özel Akşam Lisesi
Özel Lise
Özel Temel Lise

Güzel Sanatlar ve Spor

Anadolu Güzel Sanatlar Lisesi
Güzel Sanatlar Lisesi
Güzel Sanatlar ve Spor Lisesi
Özel Güzel Sanatlar ve Spor Lisesi

İmam Hatip

Anadolu İmam Hatip Lisesi

İmam Hatip Lisesi

İmam Hatip Lisesi (Yabancı Dil Ağırlıklı)

İmam Hatip Lisesi Programı / Anadolu İmam Hatip Lisesi Programı (Çok Programlı Lise)

İmam Hatip Okulu

Meslek

Adalet Meslek Lisesi

Anadolu Aşçılık Meslek Lisesi

Anadolu Denizcilik Meslek Lisesi

Anadolu Dış Ticaret Meslek Lisesi

Anadolu Hazır Giyim ve Deri Hazır Giyim Meslek Lisesi

Anadolu İletişim Meslek Lisesi

Anadolu Mahalli İdareler Meslek Lisesi

Anadolu Meslek Lisesi

Anadolu Meslek Lisesi (Kız Teknik)

Anadolu Meslek Lisesi Programı

Anadolu Moda Tasarımı Meslek Lisesi

Anadolu Otelcilik ve Turizm Meslek Lisesi

Anadolu Sekreterlik Meslek Lisesi

Anadolu Seramik Meslek Lisesi

Anadolu Süs Bitkileri Meslek Lisesi

Anadolu Tapu Kadastro Meslek Lisesi

Anadolu Tarım Meslek Lisesi

Anadolu Teknik Lisesi (Erkek Teknik)

Anadolu Teknik Lisesi (Kız Teknik)

Anadolu Teknik Lisesi Programı (Erkek Teknik)

Anadolu Tekstil Meslek Lisesi

Anadolu Tekstil Teknik Lisesi (Kız Teknik)

Anadolu Ticaret Meslek Lisesi

Demiryolu Meslek Lisesi

Denizcilik Anadolu Teknik Lisesi

Denizcilik Meslek Lisesi

Denizcilik ve Su Ürünleri Meslek Lisesi

Endüstri Meslek Lisesi

Endüstri Meslek Lisesi Programı

Ev Ekonomisi Meslek Lisesi

İnşaat Teknik Lisesi

Kız Meslek Lisesi Programı

Kimya Meslek Lisesi
Kimya Teknik Lisesi
Konservatuvar
Limme Programı Uygulayan Meslek Lisesi (Kız Teknik)
Limme Programı Uygulayan Ticaret Meslek Lisesi
Meslek Lisesi (Kız Teknik)
Motor Meslek Lisesi
Motor Teknik Lisesi
Otelcilik ve Turizm Meslek Lisesi
Özel Anadolu Meslek Lisesi
Özel Anadolu Meslek Lisesi (Kız Teknik)
Özel Anadolu Otelcilik ve Turizm Meslek Lisesi
Özel Anadolu Teknik Lisesi
Özel Hemşirelik Meslek Lisesi
Özel Meslek Lisesi
Özel Meslek Lisesi (Kız Teknik)
Süs Bitkileri Meslek Lisesi
Tarım (Ziraat) Meslek Lisesi
Teknik Lise (Erkek Teknik)
Teknik Lise (Kız Teknik)
Teknik Lise Programı (Erkek Teknik)
Teknik Lise Programı (Kız Teknik)
Tekstil Meslek Lisesi
Terzilik Meslek Lisesi
Ticaret Meslek Lisesi
Ticaret Meslek Lisesi Programı
Yapı Meslek Lisesi

Sağlık

Anadolu Sağlık Meslek Lisesi
Laboratuvar Sağlık Meslek Lisesi
Özel Anadolu Sağlık Meslek Lisesi
Özel Sağlık Meslek Lisesi
Sağlık Astsubay Hazırlama Okulu
Sağlık Meslek Lisesi
Veteriner Sağlık Teknisyenleri Meslek Lisesi / Veteriner Sağlık Meslek Lisesi

Sosyal Bilimler

Sosyal Bilimler Lisesi

EK 2. Lisans Programlarının Fakülte Grupları

Fakülte Grubu / Lisans Programı

Edebiyat

Alman Dili ve Edebiyatı
Amerikan Kültürü ve Edebiyatı
Antropoloji
Arap Dili ve Edebiyatı
Arkeoloji
Arnavut Dili ve Edebiyatı
Azerbaycan Türkçesi ve Edebiyatı
Bilgi ve Belge Yönetimi
Bilim Tarihi
Boşnak Dili ve Edebiyatı
Bulgar Dili ve Edebiyatı
Coğrafya
Çağdaş Türk Lehçeleri ve Edebiyatları
Çağdaş Yunan Dili ve Edebiyatı
Çerkez Dili ve Edebiyatı
Çeviribilim (Almanca)
Çeviribilim (İngilizce) / Çeviribilim
Çin Dili ve Edebiyatı
Dil Bilimi / Dilbilim
Dokümantasyon ve Enformasyon
Ermeni Dili ve Edebiyatı
Eski Yunan Dili ve Edebiyatı
Fars Dili ve Edebiyatı
Felsefe
Fransız Dili ve Edebiyatı
Geleneksel Türk Müziği
Gürcü Dili ve Edebiyatı
Halı Kilim ve Eski Türk Kumaşları
Halk Bilimi (Folklor) / Halkbilimi (Folklor)
Hindoloji
Hititoloji
Hungaroloji
İbrani Dili ve Edebiyatı
İngiliz Dil Bilimi
İngiliz Dili
İngiliz Dili ve Edebiyatı

İspanyol Dili ve Edebiyatı
İtalyan Dili ve Edebiyatı
Japon Dili ve Edebiyatı
Karşılaştırmalı Edebiyat
Klasik Arkeoloji
Kore Dili ve Edebiyatı
Kürt Dili ve Edebiyatı
Kütüphanecilik
Latin Dili ve Edebiyatı
Leh Dili ve Edebiyatı
Mütercim Tercümanlık (İngilizce-Fransızca)
Mütercim Tercümanlık / Mütercim-Tercümanlık
Mütercim-Tercümanlık (Almanca)
Mütercim-Tercümanlık (Arapça)
Mütercim-Tercümanlık (Bulgarca)
Mütercim-Tercümanlık (Farsça)
Mütercim-Tercümanlık (Fransızca)
Mütercim-Tercümanlık (İng-Fra-Türkçe)
Mütercim-Tercümanlık (İngilizce)
Mütercim-Tercümanlık (Rusça)
Mütercim-Tercümanlık (Türkçe-Almanca-İngilizce)
Polonya Dili ve Kültürü
Prehistorya
Protohistorya ve Önasya Arkeolojisi / Protohistorya ve Ön Asya Arkeolojisi
Psikoloji
Rus Dili ve Edebiyatı
Sanat Tarihi
Sinoloji
Sosyoloji
Sümeroloji
Süryani Dili ve Edebiyatı
Tarih
Tarih Öncesi Arkeolojisi
Türk Dili ve Edebiyatı
Türk Halk Bilimi / Türk Halkbilimi
Türk Halk Müziği

Türk İslam Arkeolojisi

Türk Müziği

Türkoloji

Urdu Dili ve Edebiyatı

Yunan Dili ve Edebiyatı

Zaza Dili ve Edebiyatı

Eğitim

Aile Ekonomisi ve Beslenme

Öğretmenliği

Aile ve Tüketici Bilimleri Öğretmenliği

Almanca Öğretmenliği

Ana Okulu Öğretmenliği / Anaokulu

Öğretmenliği

Arapça Öğretmenliği

Beden Eğitimi Öğretmenliği

Beden Eğitimi ve Spor Öğretmenliği

Bilgisayar Öğretmenliği

Bilgisayar Sistemleri Öğretmenliği

Bilgisayar ve Kontrol Öğretmenliği

Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri

Öğretmenliği

Biyoloji Öğretmenliği

Coğrafya Öğretmenliği

Çiçek, Örgü, Dokuma Öğretmenliği

Dekoratif Sanatlar Öğretmenliği

Din Kültürü ve Ahlak Bilgisi

Öğretmenliği

Döküm Öğretmenliği

Elektrik Öğretmenliği

Elektronik Öğretmenliği

Elektronik ve Bilgisayar Öğretmenliği

Elektronik ve Haberleşme Öğretmenliği

Endüstriyel Teknoloji Öğretmenliği

Engellilerde Beden Eğitimi ve Spor

Öğretmenliği

Felsefe Grubu Öğretmenliği

Fen Bilgisi Öğretmenliği

Fizik Öğretmenliği

Fransızca Öğretmenliği

Geleneksel Türk El Sanatları

Öğretmenliği

Giyim Endüstrisi Öğretmenliği

Giyim Öğretmenliği

Görme Engelliler Öğretmenliği

Hazır Giyim Öğretmenliği

İlköğretim Din Kültürü ve Ahlak Bilgisi

Öğretmenliği

İlköğretim Matematik Öğretmenliği

İngilizce Öğretmenliği / İngilizce

Öğretmenliği-Elt

İşitme Engelliler Öğretmenliği

İşletme Öğretmenliği

Japonca Öğretmenliği

Kalıpçılık Öğretmenliği

Kimya Öğretmenliği

Konaklama İşletmeciliği Öğretmenliği

Kontrol Öğretmenliği

Makine Ressamlığı ve Konstrüksiyon

Öğretmenliği / Makine Resmi ve

Konstrüksiyonu Öğretmenliği / Makine-

Resim ve Konstrüksiyon Öğretmenliği

Matbaa Öğretmenliği / Matbaacılık

Öğretmenliği

Matematik Öğretmenliği

Mekatronik Öğretmenliği

Mesleki Resim Öğretmenliği

Metal Öğretmenliği

Mobilya ve Dekorasyon Öğretmenliği

Moda Tasarımı Öğretmenliği

Muhasebe ve Finansman Öğretmenliği

Müzik Öğretmenliği

Nakış Öğretmenliği

Okul Öncesi Eğitimi Öğretmenliği / Okul

Öncesi Öğretmenliği

Otomotiv Öğretmenliği

Özel Eğitim Öğretmenliği

Psikolojik Danışma ve Rehberlik /

Rehberlik ve Psikolojik Danışmanlık

Psikolojik Danışmanlık ve Rehberlik

Resim İş Öğretmenliği / Resim-İş

Öğretmenliği

Seyahat İşletmeciliği ve Turizm

Rehberliği Öğretmenliği

Sınıf Öğretmenliği

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği

Talaşlı Üretim Öğretmenliği
Tarih Öğretmenliği
Tasarım ve Konstrüksiyon Öğretmenliği
Tekstil Dokuma ve Örgü Öğretmenliği
Tekstil Öğretmenliği
Tekstil Terbiye Öğretmenliği
Telekomünikasyon Öğretmenliği
Tesisat Öğretmenliği
Türk Dili ve Edebiyatı Öğretmenliği
Türkçe Öğretmenliği
Üstün Zekalılar Öğretmenliği
Yapı Öğretmenliği
Yapı Ressamlığı Öğretmenliği
Yapı Tasarımı Öğretmenliği
Zihin Engelliler Öğretmenliği

Fen

Aktüarya / Aktüerya
Aktüerya Bilimleri
Aktüerya ve Risk Yönetimi
Bilgisayar Bilimi / Bilgisayar Bilimleri
Bilgisayar Teknolojisi ve Bilişim Sistemleri
Biyoenformatik ve Genetik
Biyokimya
Biyoloji
Biyoteknoloji
Biyoteknoloji ve Moleküler Biyoloji
Fizik
Genetik ve Yaşam Bilimleri Programları
Gıda Teknolojileri / Gıda Teknolojisi
İstatistik
İstatistik ve Bilgisayar Bilimleri
Kimya
Matematik
Matematik ve Bilgisayar / Matematik-Bilgisayar
Matematik ve Bilgisayar Bilimleri
Moleküler Biyoloji ve Genetik
Nanobilim ve Nanoteknoloji
Temel Bilimler
Uygulamalı Matematik ve Bilgisayar

Güzel Sanatlar ve Spor

Aksesuar Tasarımı
Antrenörlük Eğitimi
Arkeoloji ve Sanat Tarihi
Basım Teknolojileri
Baskı Sanatları
Bileşik Sanatlar / Birleşik Sanatlar
Canlandırma Filmi Tasarım ve Yönetimi
Çalgı Yapım / Enstrüman Yapım
Çini
Çini Tasarımı
Çizgi Film (Animasyon) / Çizgi Film - Animasyon
Dijital Oyun Tasarımı
Dramatik Yazarlık
El Sanatları
El Sanatları Tasarımı ve Üretimi
Endüstri Ürünleri Tasarımı
Endüstriyel Tasarım
Eski Çini Onarımı / Eski Çini Onarımları
Eski Yazı (Hat)
Film Tasarım ve Yönetmenliği
Film Tasarımı
Fotoğraf
Fotoğraf ve Video
Gastronomi ve Mutfak Sanatları
Geleneksel Türk El Sanatları
Geleneksel Türk Sanatları
Görsel Sanatlar
Grafik
Grafik Sanatlar / Grafik Sanatları
Grafik Tasarımı
Halı, Kilim ve Eski Kumaş Desenleri / Halı-Kilim ve Eski Kumaş Desenleri
Halıcılık ve Kilimcilik
Heykel
Koro
Kurgu-Ses ve Görüntü Yönetimi
Kuyumculuk ve Mücevher Tasarımı
Kültür Varlıklarını Koruma ve Onarım
Moda Tasarımı

Moda ve Tekstil Tasarım / Moda ve
Tekstil Tasarımı / Tekstil ve Moda
Tasarımı
Müzecilik
Müzik
Müzik Bilimleri / Müzik Bilimler
Müzik Teknolojileri / Müzik Teknolojisi
Müzik Toplulukları
Müzikoloji / Genel Müzikoloji
Opera
Oyunculuk
Performans
Piyano
Piyano-Arp-Gitar / Piyano, Arp, Gitar
Rekreasyon
Rekreasyon Yönetimi
Resim
Resim-Baskı
Restorasyon ve Konservasyon
Sahne Sanatları
Sanat Eserleri Konservasyonu ve
Restorasyonu
Sanat Yönetimi
Seramik
Seramik ve Cam
Seramik ve Cam / Seramik ve Cam
Tasarımı
Ses Eğitimi
Spor Bilimleri
Spor Yöneticiliği
Şan
Takı Tasarımı
Takı Teknolojisi ve Tasarımı
Taşınabilir Kültür Varlıklarını Koruma ve
Onarım
Tekstil
Tekstil Tasarımı
Tekstil Tasarımı ve Üretimi
Tekstil ve Deri Moda Tasarımı
Tezhip
Tiyatro
Tiyatro Eleştirmenliği ve Dramaturji

Türk Din Musikisi
Türk Halk Müziği Çalgı Eğitimi
Türk Halk Müziği Ses Eğitimi
Türk Halk Oyunları
Türk Musikisi
Türk Musikisi Temel Bilimleri
Türk Sanat Müziği
Türk Sanat Müziği Ses Eğitimi
Türk Sanat Müziği Temel Bilimler
Üfleme ve Vurma Çalgılar / Üfleme ve Vurmalı
Çalgılar
Yaylı Çalgılar

Hukuk

Hukuk

İktisadi ve İdari Bilimler

Aile ve Tüketici Bilimleri
Bankacılık
Bankacılık ve Finans
Bankacılık ve Finans / Bankacılık ve
Finansman
Bankacılık ve Sigortacılık
Çalışma Ekonomisi ve Endüstri İlişkileri
Deniz İşletmeciliği ve Yöneticiliği /
Deniz İşletmeciliği ve Yönetimi /
Denizcilik İşletmeleri Yönetimi
Deniz İşletmeciliği ve Yönetimi
Ekonometri
Ekonomi
Ekonomi ve Finans
Enerji Yönetimi
Eşit Ağırlıklı Programlar
Ev Ekonomisi
Ev İdaresi ve Aile Ekonomisi
Gayrimenkul Geliştirme ve Yönetimi
Girişimcilik
Gümrük İşletme
Havacılık İşletmeciliği
Havacılık Yönetimi
İktisadi ve İdari Bilimler Programları
İktisat

İnsan Kaynakları Yönetimi
İşletme / İşletmecilik
İşletme Bilgi Yönetimi
İşletme Enformatiği
İşletme Yönetimi
İşletme-Ekonomi / İşletme-İktisat
Kamu Yönetimi
Lojistik
Lojistik ve Taşımacılık
Lojistik Yönetimi
Maliye
Muhasebe
Muhasebe Bilgi Sistemleri
Muhasebe ve Denetim
Muhasebe ve Finansal Yönetim /
Muhasebe ve Finans Yönetimi
Muhasebe ve Finansman
Pazarlama
Sermaye Piyasaları ve Portföy Yönetimi
Sermaye Piyasası
Seyahat İşletmeciliği
Sigortacılık
Sigortacılık ve Risk Yönetimi
Sigortacılık ve Sosyal Güvenlik
Sivil Hava İşletmeciliği
Sivil Hava Ulaştırma İşletmeciliği
Siyaset Bilimi
Siyaset Bilimi ve Kamu Yönetimi
Siyaset Bilimi ve Uluslararası İlişkiler
Tapu ve Kadastro / Tapu Kadastro
Teknoloji ve Bilgi Yönetimi
Toplumsal ve Siyasal Bilimler
Ulaştırma ve Lojistik
Uluslararası Finans
Uluslararası Finans ve Bankacılık
Uluslararası Girişimcilik
Uluslararası İlişkiler
Uluslararası İlişkiler ve Avrupa Birliği
Uluslararası İşletme
Uluslararası İşletme Yönetimi
Uluslararası İşletmecilik

Uluslararası İşletmecilik ve Ticaret
Uluslararası Lojistik ve Taşımacılık /
Uluslararası Lojistik
Uluslararası Lojistik Yönetimi
Uluslararası Perakende Yönetimi
Uluslararası Ticaret
Uluslararası Ticaret ve Finans
Uluslararası Ticaret ve Finansman
Uluslararası Ticaret ve İşletmecilik
Uluslararası Ticaret ve Lojistik
Uluslararası Ticaret ve Lojistik Yönetimi
Uluslararası Ticaret ve Pazarlama
Uluslararası Ticaret, Lojistik ve
İşletmecilik
Yerel Yönetimler
Yönetim Bilimleri / Yönetim Bilimleri
Programları
Yönetim Bilişim Sistemleri
Yönetim ve Organizasyon

İlahiyat

Dünya Dinleri
İlahiyat
İslam Ekonomisi ve Finans
İslami İlimler
Uluslararası İslam ve Dini Bilimler
Fakültesi / İslam ve Din Bilimleri
Yaygın Din Öğretimi ve Uygulamaları

İletişim

Basın ve Yayın / Basın-Yayın
Gayrimenkul ve Varlık Değerlendirme /
Gayrimenkul ve Varlık Değerleme
Gazetecilik
Görsel İletişim
Görsel İletişim Tasarımı
Güvenlik Bilimleri
Halkla İlişkiler
Halkla İlişkiler ve Reklamcılık
Halkla İlişkiler ve Tanıtım
İletişim
İletişim Bilimleri
İletişim Sanatları
İletişim Tasarımı

İletişim Tasarımı ve Medya
İletişim Tasarımı ve Yönetimi
Medya ve Görsel Sanatlar
Medya ve İletişim
Medya ve İletişim Sistemleri
Radyo ve Televizyon / Radyo-Tv
Radyo, Sinema ve Televizyon / Radyo,
Televizyon ve Sinema / Radyo-
Televizyon, Sinema
Reklam Tasarımı ve İletişimi
Reklamcılık
Sinema ve Televizyon
Televizyon Haberciliği ve Programcılığı
Yeni Medya
Yeni Medya ve Gazetecilik
Yeni Medya ve İletişim

Mühendislik ve Mimarlık

Adli Bilimler
Adli Bilişim Mühendisliği
Ağaç İşleri Endüstri Mühendisliği / Ağaç
İşleri Endüstrisi Mühendisliği
Astronomi ve Uzay Bilimleri
Bilgisayar Bilimi ve Mühendisliği /
Bilgisayar Bilimleri Mühendisliği
Bilgisayar Mühendisliği
Bilgisayar ve Yazılım Mühendisliği
Bilişim Sistemleri Mühendisliği
Biyomedikal Mühendisliği
Biyomühendislik
Biyosistem Mühendisliği
Cevher Hazırlama Mühendisliği
Çevre Mühendisliği
Deniz Ulaştırma İşletme Mühendisliği
Deri Mühendisliği
Elektrik Mühendisliği
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği /
Elektrik-Elektronik Mühendisliği
Elektronik Mühendisliği
Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği
Endüstri Mühendisliği
Endüstri ve Sistem Mühendisliği
Endüstriyel Tasarım Mühendisliği

Enerji Mühendisliği
Enerji Sistemleri Mühendisliği
Fizik Mühendisliği
Gemi İnşaat ve Gemi Makineleri
Mühendisliği / Gemi İnşaatı ve Gemi
Makineleri Mühendisliği
Gemi İnşaatı Mühendisliği
Gemi Makineleri İşletme Mühendisliği
Gemi ve Deniz Teknolojisi Mühendisliği
Genetik ve Biyomühendislik
Geomatik Mühendisliği
Gıda Mühendisliği
Güverte
Harita Mühendisliği
Hava Trafik Kontrol
Havacılık Elektrik ve Elektronik
Havacılık ve Uzay Mühendisliği
Hidrojeoloji Mühendisliği
İç Mimarlık
İç Mimarlık ve Çevre Tasarımı
İmalat Mühendisliği
İnşaat Mühendisliği
İşletme Mühendisliği
Jeodezi ve Fotogrametri Mühendisliği
Jeofizik Mühendisliği
Jeoloji Mühendisliği
Kimya Mühendisliği
Kimya Mühendisliği ve Uygulamalı
Kimya
Kimya ve Süreç Mühendisliği
Kontrol ve Otomasyon Mühendisliği
Lif ve Polimer Mühendisliği
Maden Mühendisliği
Makine Mühendisliği
Makine ve İmalat Mühendisliği
Malzeme Bilimi ve Mühendisliği
Malzeme Bilimi ve Nanoteknoloji
Mühendisliği / Malzeme Bilimi ve Nano
Mühendisliği
Malzeme Mühendisliği
Matematik Mühendisliği

Mekatronik Mühendisliği
Metalurji ve Malzeme Mühendisliği
Meteoroloji Mühendisliği
Mimarlık
Nanoteknoloji Mühendisliği
Nükleer Enerji Mühendisliği
Optik ve Akustik Mühendisliği
Orman Endüstrisi Mühendisliği
Orman Mühendisliği
Otomotiv Mühendisliği
Petrol ve Doğalgaz Mühendisliği
Peyzaj Mimarisi ve Kentsel Tasarım
Peyzaj Mimarlığı
Pilot Eğitimi
Pilotaj
Polimer Mühendisliği
Raylı Sistemler Mühendisliği
Seramik Mühendisliği
Sistem Mühendisliği
Şehir ve Bölge Planlama
Tekstil Mühendisliği
Tıp Mühendisliği
Uçak Elektrik-Elektronik
Uçak Gövde-Motor / Uçak Gövde -
Motor
Uçak Gövde-Motor Bakım / Uçak Gövde
- Motor Bakım
Uçak Mühendisliği
Uçak ve Uzay Mühendisliği
Ulaştırma Mühendisliği
Uzay Bilimleri ve Teknolojisi
Uzay Mühendisliği
Yazılım Mühendisliği

Sağlık

Acil Yardım ve Afet Yönetimi
Beslenme Bilimleri
Beslenme ve Diyetetik
Çocuk Gelişimi
Çocuk Sağlığı ve Gelişimi
Dil ve Konuşma Terapisi
Diş Hekimliği

Ebelik
Eczacılık
Ergoterapi
Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon
Fizik Tıp ve Rehabilitasyon
Fizyoterapi ve Rehabilitasyon
Gerontoloji
Hemşirelik
Hemşirelik ve Sağlık Hizmetleri
İş Sağlığı ve Güvenliği
Odyoloji
Ortez-Protez
Perfüzyon
Sağlık İdaresi
Sağlık Kuruluşları Yöneticiliği
Sağlık Kurumları İşletmeciliği
Sağlık Kurumları Yöneticiliği
Sağlık Memurluğu
Sağlık Yönetimi
Sosyal Hizmetler / Sosyal Hizmet
Tıp
Veteriner

Turizm

Diğer
Gastronomi
Konaklama İşletmeciliği
Konaklama ve Turizm İşletmeciliği
Seyahat İşletmeciliği ve Turizm
Rehberliği
Turist Rehberliği
Turizm Animasyonu
Turizm İşletmeciliği
Turizm İşletmeciliği ve Otelcilik /
Turizm İşletmecilik ve Otelcilik
Turizm Rehberliği
Turizm ve Otel İşletmeciliği
Turizm ve Otelcilik
Yiyecek İçecek İşletmeciliği / Yiyecek ve
İçecek İşletmeciliği

Ziraat

Bahçe Bitkileri

Bahçe Bitkileri Üretimi ve Pazarlaması
Balıkçılık Teknolojisi
Balıkçılık Teknolojisi Mühendisliği
Bitki Koruma
Bitkisel Üretim
Bitkisel Üretim ve Teknolojileri
Hayvansal Üretim
Hayvansal Üretim ve Teknolojileri
Kanatlı Hayvan Yetiştiriciliği
Organik Tarım İşletmeciliği
Su Bilimleri ve Mühendisliği
Su Ürünleri
Su Ürünleri Mühendisliği
Süt Teknolojisi
Tarım Ekonomisi

Tarım Makineleri
Tarım Makineleri ve Teknolojileri
Mühendisliği
Tarım Teknolojisi
Tarımsal Biyoteknoloji
Tarımsal Genetik Mühendisliği
Tarımsal Yapılar ve Sulama
Tarla Bitkileri
Toprak
Toprak Bilimi ve Bitki Besleme
Tütün Eksperleri / Tütün Eksperliği
Yaban Hayatı Ekolojisi ve Yönetimi
Ziraat Mühendisliği
Ziraat Mühendisliği Programları
Zootečni / Zootechnik

EK 3. Lisans Programlarının Alanı

Lisans Alanı / Lisans Programı

Sayısal

Acil Yardım ve Afet Yönetimi
Adli Bilimler
Adli Bilişim Mühendisliği
Ağaç İşleri Endüstri Mühendisliği /
Ağaç İşleri Endüstrisi
Mühendisliği
Aktüarya / Aktüerya
Aktüerya Bilimleri
Aktüerya ve Risk Yönetimi
Astronomi ve Uzay Bilimleri
Bahçe Bitkileri
Balıkçılık Teknolojisi
Balıkçılık Teknolojisi
Mühendisliği
Basım Teknolojileri
Beslenme Bilimleri
Beslenme ve Diyetetik
Bilgisayar Bilimi / Bilgisayar
Bilimleri
Bilgisayar Bilimi ve Mühendisliği
/ Bilgisayar Bilimleri Mühendisliği
Bilgisayar Mühendisliği
Bilgisayar Öğretmenliği
Bilgisayar Sistemleri Öğretmenliği
Bilgisayar Teknolojisi ve Bilişim
Sistemleri
Bilgisayar ve Kontrol
Öğretmenliği
Bilgisayar ve Öğretim
Teknolojileri Öğretmenliği
Bilgisayar ve Yazılım
Mühendisliği
Bilişim Sistemleri Mühendisliği
Bitki Koruma
Bitkisel Üretim
Bitkisel Üretim ve Teknolojileri
Biyoenformatik ve Genetik
Biyokimya

Biyoloji
Biyoloji Öğretmenliği
Biyomedikal Mühendisliği
Biyomühendislik
Biyosistem Mühendisliği
Biyoteknoloji
Biyoteknoloji ve Moleküler
Biyoloji
Cevher Hazırlama Mühendisliği
Çalgı Yapım / Enstrüman Yapım
Çevre Mühendisliği
Deniz Ulaştırma İşletme
Mühendisliği
Deri Mühendisliği
Dijital Oyun Tasarımı
Dil ve Konuşma Terapisi
Diş Hekimliği
Döküm Öğretmenliği
Ebelik
Eczacılık
Elektrik Mühendisliği
Elektrik Öğretmenliği
Elektrik ve Elektronik
Mühendisliği / Elektrik-Elektronik
Mühendisliği
Elektronik Mühendisliği
Elektronik Öğretmenliği
Elektronik ve Bilgisayar
Öğretmenliği
Elektronik ve Haberleşme
Mühendisliği
Elektronik ve Haberleşme
Öğretmenliği
Endüstri Mühendisliği
Endüstri Ürünleri Tasarımı
Endüstri ve Sistem Mühendisliği
Endüstriyel Tasarım
Endüstriyel Tasarım Mühendisliği
Endüstriyel Teknoloji
Öğretmenliği
Enerji Mühendisliği

Enerji Sistemleri Mühendisliği
Ergoterapi
Fen Bilgisi Öğretmenliği
Fizik
Fizik Mühendisliği
Fizik Öğretmenliği
Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon
Fizik Tıp ve Rehabilitasyon
Fizyoterapi ve Rehabilitasyon
Gemi İnşaat ve Gemi Makineleri
Mühendisliği / Gemi İnşaatı ve
Gemi Makineleri Mühendisliği
Gemi İnşaatı Mühendisliği
Gemi Makineleri İşletme
Mühendisliği
Gemi ve Deniz Teknolojisi
Mühendisliği
Genetik ve Biyomühendislik
Genetik ve Yaşam Bilimleri
Programları
Geomatik Mühendisliği
Gerontoloji
Gıda Mühendisliği
Gıda Teknolojileri / Gıda
Teknolojisi
Güverte
Harita Mühendisliği
Havacılık Elektrik ve Elektronik
Havacılık ve Uzay Mühendisliği
Hayvansal Üretim
Hayvansal Üretim ve Teknolojileri
Hemşirelik
Hemşirelik ve Sağlık Hizmetleri
Hidrojeoloji Mühendisliği
İç Mimarlık
İlköğretim Matematik
Öğretmenliği
İmalat Mühendisliği
İnşaat Mühendisliği
İstatistik
İstatistik ve Bilgisayar Bilimleri
İş Sağlığı ve Güvenliği

İşletme Mühendisliği
Jeodezi ve Fotogrametri
Mühendisliği
Jeofizik Mühendisliği
Jeoloji Mühendisliği
Kalıpcılık Öğretmenliği
Kanatlı Hayvan Yetiştiriciliği
Kimya
Kimya Mühendisliği
Kimya Mühendisliği ve
Uygulamalı Kimya
Kimya Öğretmenliği
Kimya ve Süreç Mühendisliği
Kontrol Öğretmenliği
Kontrol ve Otomasyon
Mühendisliği
Lif ve Polimer Mühendisliği
Maden Mühendisliği
Makine Ressamlığı ve
Konstrüksiyon Öğretmenliği /
Makine Resmi ve Konstrüksiyonu
Öğretmenliği / Makine-Resim ve
Konstrüksiyon Öğretmenliği
Makine Mühendisliği
Makine ve İmalat Mühendisliği
Malzeme Bilimi ve Mühendisliği
Malzeme Bilimi ve Nanoteknoloji
Mühendisliği / Malzeme Bilimi ve
Nano Mühendisliği
Malzeme Mühendisliği
Matbaa Öğretmenliği / Matbaacılık
Öğretmenliği
Matematik
Matematik Mühendisliği
Matematik Öğretmenliği
Matematik ve Bilgisayar /
Matematik-Bilgisayar
Matematik ve Bilgisayar Bilimleri
Mekatronik Mühendisliği
Mekatronik Öğretmenliği
Metal Öğretmenliği
Metalurji ve Malzeme

Mühendisliği
Meteoroloji Mühendisliği
Mimarlık
Mobilya ve Dekorasyon
Öğretmenliği
Moleküler Biyoloji ve Genetik
Müzik Teknolojileri / Müzik
Teknolojisi
Nanobilim ve Nanoteknoloji
Nanoteknoloji Mühendisliği
Nükleer Enerji Mühendisliği
Odyoloji
Optik ve Akustik Mühendisliği
Orman Endüstrisi Mühendisliği
Orman Mühendisliği
Ortez-Protez
Otomotiv Mühendisliği
Otomotiv Öğretmenliği
Perfüzyon
Petrol ve Doğalgaz Mühendisliği
Peyzaj Mimarisi ve Kentsel
Tasarım
Peyzaj Mimarlığı
Pilot Eğitimi
Pilotaj
Polimer Mühendisliği
Raylı Sistemler Mühendisliği
Sağlık Memurluğu
Seramik Mühendisliği
Sistem Mühendisliği
Su Bilimleri ve Mühendisliği
Su Ürünleri
Su Ürünleri Mühendisliği
Süt Teknolojisi
Şehir ve Bölge Planlama
Talaşlı Üretim Öğretmenliği
Tarım Makineleri
Tarım Makineleri ve Teknolojileri
Mühendisliği
Tarım Teknolojisi
Tarımsal Biyoteknoloji

Tarımsal Genetik Mühendisliği
Tarımsal Yapılar ve Sulama
Tarla Bitkileri
Tasarım ve Konstrüksiyon
Öğretmenliği
Tekstil Mühendisliği
Telekomünikasyon Öğretmenliği
Tesisat Öğretmenliği
Tıp
Tıp Mühendisliği
Toprak
Toprak Bilimi ve Bitki Besleme
Tütün Ekserleri / Tütün
Ekserliği
Uçak Elektrik-Elektronik
Uçak Gövde-Motor / Uçak Gövde
- Motor
Uçak Gövde-Motor Bakım / Uçak
Gövde - Motor Bakım
Uçak Mühendisliği
Uçak ve Uzay Mühendisliği
Ulaştırma Mühendisliği
Uygulamalı Matematik ve
Bilgisayar
Uzay Bilimleri ve Teknolojisi
Uzay Mühendisliği
Veteriner
Yaban Hayatı Ekolojisi ve
Yönetimi
Yapı Öğretmenliği
Yapı Ressamlığı Öğretmenliği
Yapı Tasarımı Öğretmenliği
Yazılım Mühendisliği
Ziraat Mühendisliği
Ziraat Mühendisliği Programları
Zootehni / Zootehnik

Sözel

Ana Okulu Öğretmenliği /
Anaokulu Öğretmenliği
Arkeoloji ve Sanat Tarihi
Azerbaycan Türkçesi ve Edebiyatı
Basın ve Yayın / Basın-Yayın

Coğrafya
Coğrafya Öğretmenliği
Çağdaş Türk Lehçeleri ve
Edebiyatları
Çerkez Dili ve Edebiyatı
Çizgi Film (Animasyon) / Çizgi
Film - Animasyon
Din Kültürü ve Ahlak Bilgisi
Öğretmenliği
Dünya Dinleri
El Sanatları
El Sanatları Tasarımı ve Üretimi
Film Tasarım ve Yönetmenliği
Film Tasarımı
Fotoğraf
Fotoğraf ve Video
Gastronomi
Gastronomi ve Mutfak Sanatları
Gazetecilik
Geleneksel Türk El Sanatları
Öğretmenliği
Görme Engelliler Öğretmenliği
Görsel İletişim
Görsel İletişim Tasarımı
Gürcü Dili ve Edebiyatı
Güvenlik Bilimleri
Halkla İlişkiler
Halkla İlişkiler ve Reklamcılık
Halkla İlişkiler ve Tanıtım
İlahiyat
İletişim
İletişim Bilimleri
İletişim Sanatları
İletişim Tasarımı
İletişim Tasarımı ve Medya
İletişim Tasarımı ve Yönetimi
İlköğretim Din Kültürü ve Ahlak
Bilgisi Öğretmenliği
İslam Ekonomisi ve Finans
İslami İlimler
İşitme Engelliler Öğretmenliği

Kürt Dili ve Edebiyatı
Medya ve Görsel Sanatlar
Medya ve İletişim
Medya ve İletişim Sistemleri
Nakış Öğretmenliği
Okul Öncesi Eğitimi Öğretmenliği
/ Okul Öncesi Öğretmenliği
Özel Eğitim Öğretmenliği
Radyo ve Televizyon / Radyo-Tv
Radyo, Sinema ve Televizyon /
Radyo, Televizyon ve Sinema /
Radyo-Televizyon, Sinema
Reklam Tasarımı ve İletişimi
Reklamcılık
Rekreasyon Yönetimi
Sanat Tarihi
Sinema ve Televizyon
Sosyal Bilgiler Öğretmenliği
Sosyal Hizmetler / Sosyal Hizmet
Sümeroloji
Süryani Dili ve Edebiyatı
Tarih
Tarih Öğretmenliği
Televizyon Haberciliği ve
Programcılığı
Tiyatro Eleştirmenliği ve
Dramaturji
Turizm Animasyonu
Türk Dili ve Edebiyatı
Türk Dili ve Edebiyatı
Öğretmenliği
Türk Halk Bilimi / Türk
Halkbilimi
Türk İslam Arkeolojisi
Türkçe Öğretmenliği
Türkoloji
Uluslararası İslam ve Dini Bilimler
Fakültesi / İslam ve Din Bilimleri
Üstün Zekalı Öğretmenliği
Yaygın Din Öğretimi ve
Uygulamaları
Yeni Medya

Yeni Medya ve Gazetecilik
Yeni Medya ve İletişim
Zaza Dili ve Edebiyatı
Zihin Engelliler Öğretmenliği

Eşit Ağırlık

Aile Ekonomisi ve Beslenme
Öğretmenliği
Aile ve Tüketici Bilimleri
Aile ve Tüketici Bilimleri
Öğretmenliği
Antropoloji
Arkeoloji
Bahçe Bitkileri Üretimi ve
Pazarlaması
Bankacılık
Bankacılık ve Finans
Bankacılık ve Finans / Bankacılık
ve Finansman
Bankacılık ve Sigortacılık
Beden Eğitimi Öğretmenliği
Bilgi ve Belge Yönetimi
Bilim Tarihi
Canlandırma Filmi Tasarım ve
Yönetimi
Çalışma Ekonomisi ve Endüstri
İlişkileri
Çocuk Gelişimi
Çocuk Sağlığı ve Gelişimi
Deniz İşletmeciliği ve Yöneticiliği
/ Deniz İşletmeciliği ve Yönetimi /
Denizcilik İşletmeleri Yönetimi
Deniz İşletmeciliği ve Yönetimi
Dokümantasyon ve Enformasyon
Ekonometri
Ekonomi
Ekonomi ve Finans
Enerji Yönetimi
Eşit Ağırlıklı Programlar
Ev Ekonomisi
Ev İdaresi ve Aile Ekonomisi
Felsefe
Felsefe Grubu Öğretmenliği

Gayrimenkul Geliştirme ve
Yönetimi
Gayrimenkul ve Varlık
Değerlendirme / Gayrimenkul ve
Varlık Değerleme
Girişimcilik
Giyim Endüstrisi Öğretmenliği
Giyim Öğretmenliği
Grafik
Grafik Sanatlar / Grafik Sanatları
Grafik Tasarımı
Gümrük İşletme
Havacılık İşletmeciliği
Havacılık Yönetimi
Hazır Giyim Öğretmenliği
Hukuk
İç Mimarlık ve Çevre Tasarımı
İktisadi ve İdari Bilimler
Programları
İktisat
İnsan Kaynakları Yönetimi
İşletme / İşletmecilik
İşletme Bilgi Yönetimi
İşletme Enformatiği
İşletme Öğretmenliği
İşletme Yönetimi
İşletme-Ekonomi / İşletme-İktisat
Kamu Yönetimi
Klasik Arkeoloji
Konaklama İşletmeciliği
Konaklama İşletmeciliği
Öğretmenliği
Konaklama ve Turizm
İşletmeciliği
Kurgu-Ses ve Görüntü Yönetimi
Kuyumculuk ve Mücevher
Tasarımı
Kültür Varlıklarını Koruma ve
Onarım
Kütüphanecilik
Lojistik
Lojistik ve Taşımacılık

Lojistik Yönetimi
Maliye
Moda Tasarımı
Moda Tasarımı Öğretmenliği
Moda ve Tekstil Tasarım / Moda
ve Tekstil Tasarımı / Tekstil ve
Moda Tasarımı
Muhasebe
Muhasebe Bilgi Sistemleri
Muhasebe ve Denetim
Muhasebe ve Finansal Yönetim /
Muhasebe ve Finans Yönetimi
Muhasebe ve Finansman
Muhasebe ve Finansman
Öğretmenliği
Müzecilik
Organik Tarım İşletmeciliği
Pazarlama
Prehistorya
Protohistorya ve Önasya
Arkeolojisi / Protohistorya ve Ön
Asya Arkeolojisi
Psikoloji
Psikolojik Danışma ve Rehberlik /
Rehberlik ve Psikolojik
Danışmanlık
Psikolojik Danışmanlık ve
Rehberlik
Rekreasyon
Sağlık İdaresi
Sağlık Kuruluşları Yöneticiliği
Sağlık Kurumları İşletmeciliği
Sağlık Kurumları Yöneticiliği
Sağlık Yönetimi
Sanat Yönetimi
Sermaye Piyasaları ve Portföy
Yönetimi
Sermaye Piyasası
Seyahat İşletmeciliği
Seyahat İşletmeciliği ve Turizm
Rehberliği
Seyahat İşletmeciliği ve Turizm
Rehberliği Öğretmenliği

Sınıf Öğretmenliği
Sigortacılık
Sigortacılık ve Risk Yönetimi
Sigortacılık ve Sosyal Güvenlik
Sivil Hava İşletmeciliği
Sivil Hava Ulaştırma İşletmeciliği
Siyaset Bilimi
Siyaset Bilimi ve Kamu Yönetimi
Siyaset Bilimi ve Uluslararası
İlişkiler
Sosyoloji
Spor Yöneticiliği
Takı Tasarımı
Tapu ve Kadastro / Tapu Kadastro
Tarım Ekonomisi
Tarih Öncesi Arkeolojisi
Taşınabilir Kültür Varlıklarını
Koruma ve Onarım
Teknoloji ve Bilgi Yönetimi
Tekstil Dokuma ve Örgü
Öğretmenliği
Tekstil Öğretmenliği
Tekstil Tasarımı
Tekstil Tasarımı ve Üretimi
Tekstil Terbiye Öğretmenliği
Tekstil ve Deri Moda Tasarımı
Toplumsal ve Siyasal Bilimler
Turizm İşletmeciliği
Turizm İşletmeciliği ve Otelcilik /
Turizm İşletmecilik ve Otelcilik
Turizm ve Otel İşletmeciliği
Turizm ve Otelcilik
Ulaştırma ve Lojistik
Uluslararası Finans
Uluslararası Finans ve Bankacılık
Uluslararası Girişimcilik
Uluslararası İlişkiler
Uluslararası İlişkiler ve Avrupa
Birliği
Uluslararası İşletme
Uluslararası İşletme Yönetimi

Uluslararası İşletmecilik
Uluslararası İşletmecilik ve Ticaret
Uluslararası Lojistik ve
Taşımacılık / Uluslararası Lojistik
Uluslararası Lojistik Yönetimi
Uluslararası Perakende Yönetimi
Uluslararası Ticaret
Uluslararası Ticaret ve Finans
Uluslararası Ticaret ve Finansman
Uluslararası Ticaret ve İşletmecilik
Uluslararası Ticaret ve Lojistik
Uluslararası Ticaret ve Lojistik
Yönetimi
Uluslararası Ticaret ve Pazarlama
Uluslararası Ticaret, Lojistik ve
İşletmecilik
Yerel Yönetimler
Yiyecek İçecek İşletmeciliği /
Yiyecek ve İçecek İşletmeciliği
Yönetim Bilimleri / Yönetim
Bilimleri Programları
Yönetim Bilişim Sistemleri
Yönetim ve Organizasyon

Dil

Alman Dili ve Edebiyatı
Almanca Öğretmenliği
Amerikan Kültürü ve Edebiyatı
Arap Dili ve Edebiyatı
Arapça Öğretmenliği
Arnavut Dili ve Edebiyatı
Boşnak Dili ve Edebiyatı
Bulgar Dili ve Edebiyatı
Çağdaş Yunan Dili ve Edebiyatı
Çeviribilim (Almanca)
Çeviribilim (İngilizce) /
Çeviribilim
Çin Dili ve Edebiyatı
Dil Bilimi / Dilbilim
Ermeni Dili ve Edebiyatı
Eski Yunan Dili ve Edebiyatı
Fars Dili ve Edebiyatı

Fransız Dili ve Edebiyatı
Fransızca Öğretmenliği
Hindoloji
Hititoloji
Hungaroloji
İbrani Dili ve Edebiyatı
İngiliz Dil Bilimi
İngiliz Dili
İngiliz Dili ve Edebiyatı
İngilizce Öğretmenliği / İngilizce
Öğretmenliği-Elt
İspanyol Dili ve Edebiyatı
İtalyan Dili ve Edebiyatı
Japon Dili ve Edebiyatı
Japonca Öğretmenliği
Karşılaştırmalı Edebiyat
Kore Dili ve Edebiyatı
Latin Dili ve Edebiyatı
Leh Dili ve Edebiyatı
Mütercim Tercümanlık (İngilizce-
Fransızca)
Mütercim Tercümanlık /
Mütercim-Tercümanlık
Mütercim-Tercümanlık (Almanca)
Mütercim-Tercümanlık (Arapça)
Mütercim-Tercümanlık (Bulgarca)
Mütercim-Tercümanlık (Farsça)
Mütercim-Tercümanlık (Fransızca)
Mütercim-Tercümanlık (İng-Fra-
Türkçe)
Mütercim-Tercümanlık (İngilizce)
Mütercim-Tercümanlık (Rusça)
Mütercim-Tercümanlık (Türkçe-
Almanca-İngilizce)
Polonya Dili ve Kültürü
Rus Dili ve Edebiyatı
Sinoloji
Turist Rehberliği
Turizm Rehberliği
Urdu Dili ve Edebiyatı
Yunan Dili ve Edebiyatı

Özel Yetenek

Aksesuar Tasarımı
Antrenörlük Eğitimi
Baskı Sanatları
Beden Eğitimi ve Spor
Öğretmenliği
Bileşik Sanatlar / Birleşik Sanatlar
Çiçek, Örgü, Dokuma
Öğretmenliği
Çini
Çini Tasarımı
Dekoratif Sanatlar Öğretmenliği
Diğer
Dramatik Yazarlık
Engellilerde Beden Eğitimi ve
Spor Öğretmenliği
Eski Çini Onarımı / Eski Çini
Onarımları
Eski Yazı (Hat)
Geleneksel Türk El Sanatları
Geleneksel Türk Müziği
Geleneksel Türk Sanatları
Görsel Sanatlar
Halı Kilim ve Eski Türk Kumaşları
Halı, Kilim ve Eski Kumaş
Desenleri / Halı-Kilim ve Eski
Kumaş Desenleri
Halıcılık ve Kilimcilik
Halk Bilimi (Folklor) / Halkbilimi
(Folklor)
Hava Trafik Kontrol
Heykel
Koro
Mesleki Resim Öğretmenliği
Müzik
Müzik Bilimleri / Müzik Bilimler
Müzik Öğretmenliği
Müzik Toplulukları
Müzikoloji / Genel Müzikoloji
Opera
Oyunculuk

Performans

Piyano
Piyano-Arp-Gitar / Piyano, Arp,
Gitar
Resim
Resim İş Öğretmenliği / Resim-İş
Öğretmenliği
Resim-Baskı
Restorasyon ve Konservasyon
Sahne Sanatları
Sanat Eserleri Konservasyonu ve
Restorasyonu
Seramik
Seramik ve Cam
Seramik ve Cam / Seramik ve Cam
Tasarımı
Ses Eğitimi
Spor Bilimleri
Şan
Takı Teknolojisi ve Tasarımı
Tekstil
Temel Bilimler
Tezhip
Tiyatro
Türk Din Musikisi
Türk Halk Müziği
Türk Halk Müziği Çalgı Eğitimi
Türk Halk Müziği Ses Eğitimi
Türk Halk Oyunları
Türk Musikisi
Türk Musikisi Temel Bilimleri
Türk Müziği
Türk Sanat Müziği
Türk Sanat Müziği Ses Eğitimi
Türk Sanat Müziği Temel Bilimler
Üfleme ve Vurma Çalgılar /
Üflemeli ve Vurmalı Çalgılar /
Üfleme ve Vurmalı Çalgılar
Yaylı Çalgılar

EK 4. Model Verisindeki Kategorik Değişkenlerin Betimsel İstatistikleri

	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
Cinsiyet											
Kadın	6.415	68,84	7,02	66,70	12,87	68,70	10,25	68,49	9,98	38,30	20,17
Erkek	3.503	70,47	7,38	69,47	13,18	68,08	10,74	69,40	10,18	39,66	20,83
Lise Türü											
Devlet	8.797	69,44	7,19	67,46	13,06	68,32	10,42	68,63	10,04	38,58	20,19
Özel	1.121	69,24	7,20	69,39	12,80	69,73	10,47	70,24	10,11	40,35	22,04
Lise Grubu											
Anadolu	4.895	70,36	6,93	70,50	12,07	69,57	10,24	70,66	9,48	41,29	20,63
Genel	2.172	66,82	6,68	61,68	11,84	64,78	9,94	64,15	9,13	33,53	18,42
Anadolu Öğretmen	843	73,19	6,86	75,70	10,64	73,09	9,32	74,86	8,32	44,42	21,79
Meslek	662	64,68	5,52	56,83	9,39	63,08	9,22	61,08	7,55	29,41	15,47
İmam Hatip	501	67,10	6,10	59,77	11,06	67,54	9,78	64,76	8,81	33,06	18,17
Açıköğretim	374	68,99	7,10	66,30	13,18	68,82	9,96	68,37	9,89	40,27	20,37
Fen	276	75,39	7,03	82,13	9,87	75,99	10,47	79,28	9,36	47,62	21,43
Sosyal Bilimler	95	74,76	6,64	71,03	9,81	75,89	6,72	74,23	7,12	47,61	22,15
Sağlık	76	68,46	5,92	61,90	9,30	66,11	7,80	64,96	6,92	30,43	16,43
Askeri	22	76,93	6,61	79,21	11,16	75,94	9,55	77,94	8,52	50,17	22,38
Güzel Sanatlar ve Spor	2	66,20	5,29	55,25	11,70	69,19	10,15	63,59	10,63	26,88	9,72
Fakülte Grubu											
Mühendislik ve Mimarlık	2.907	70,79	6,99	75,81	9,93	66,98	10,56	71,68	9,33	39,90	18,19
İktisadi ve İdari Bilimler	2.099	67,93	6,44	62,49	11,55	67,94	10,03	66,19	9,79	37,85	20,30
Edebiyat	1.566	67,27	6,90	59,17	11,68	69,70	9,65	65,62	9,74	40,43	23,01
Eğitim	1.085	69,76	6,37	65,80	11,63	70,89	9,97	69,24	9,12	43,20	25,93
Sağlık	1.078	72,39	7,69	72,87	11,92	69,98	9,99	71,94	9,77	33,66	15,83
Fen	345	65,82	5,30	66,99	10,55	61,20	10,21	64,66	8,99	35,69	17,40
Hukuk	326	77,25	6,63	78,48	9,63	79,42	7,46	79,45	7,62	46,50	20,90
Ziraat	147	63,90	5,06	58,54	7,31	59,16	8,27	59,78	6,65	25,42	10,43
İlahiyat	138	67,96	5,26	57,07	7,69	71,13	8,71	65,44	7,34	34,49	17,33
İletişim	111	64,09	5,04	52,90	7,13	67,08	8,47	61,42	7,17	29,61	15,89
Turizm	71	61,55	3,33	51,42	5,10	62,43	8,80	58,30	6,59	32,76	12,74
Güzel Sanatlar ve Spor	45	63,66	5,37	52,70	6,84	66,75	8,49	61,16	7,32	25,31	10,78
Lisans Alanı											
Sayısal	4.527	70,52	7,24	74,24	10,90	66,77	10,74	70,86	9,80	37,41	17,81
Eşit Ağırlık	3.828	69,28	7,34	64,61	12,35	70,07	10,25	68,27	10,35	38,73	20,61
Sözel	1.074	66,75	5,92	55,99	9,67	68,79	9,43	63,71	8,68	29,92	15,53
Dil	466	66,00	5,03	56,44	7,26	71,45	8,07	65,32	6,99	73,67	17,56
Özel Yetenek	23	66,47	6,46	59,17	11,41	67,58	9,69	64,51	9,64	23,21	9,79
Mezuniyet Yılı											
0	6.184	68,91	6,82	67,64	13,05	68,71	10,34	68,91	10,05	38,96	21,38
1	2.755	70,19	7,71	68,05	13,16	68,30	10,53	68,88	10,16	38,65	18,92
2	712	70,43	7,95	66,59	12,70	68,03	10,73	68,08	9,96	37,55	17,43
3+	267	70,34	6,68	67,47	12,52	66,37	10,36	67,60	9,46	39,26	19,56
KPSS'ye Girme Sayısı											
1	7.233	68,90	6,84	67,92	13,02	68,66	10,44	69,01	10,05	39,95	21,16
2	2.050	71,01	8,08	67,60	13,22	68,33	10,48	68,70	10,25	36,03	18,02

	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
3	416	69,89	7,45	64,05	12,66	67,62	9,98	66,72	9,76	33,14	17,29
4+	219	70,40	6,62	67,23	11,84	65,89	9,99	67,24	8,85	36,44	17,22
Üniversite Türü											
Devlet	8.590	69,51	7,26	67,62	13,19	68,43	10,45	68,75	10,14	37,99	20,17
Vakıf	1.233	68,93	6,73	68,49	12,03	69,08	10,22	69,49	9,54	44,74	21,21
Yurtdışı	95	66,97	5,84	62,53	11,22	65,78	10,58	65,07	9,30	33,34	17,94
Üniversite											
Ankara Üniversitesi	368	72,61	7,71	72,38	12,26	72,70	10,62	73,15	10,08	46,25	19,75
Hacettepe Üniversitesi	368	72,92	6,89	74,33	11,44	73,90	9,17	74,66	8,75	48,69	20,64
Gazi Üniversitesi	364	72,22	7,33	73,71	12,35	71,05	10,22	72,88	9,70	44,02	21,55
Erciyes Üniversitesi	329	69,07	7,44	68,04	12,97	67,02	9,87	68,20	9,60	33,71	18,02
İstanbul Üniversitesi	288	70,53	6,40	67,88	11,71	73,05	9,15	71,31	8,84	42,94	21,66
Anadolu Üniversitesi	279	68,59	6,73	64,97	14,07	68,78	11,65	67,75	11,43	38,24	22,30
Akdeniz Üniversitesi	277	68,55	7,82	63,99	12,74	67,64	10,49	66,71	10,00	29,83	16,92
Süleyman Demirel Üniversitesi	249	67,20	7,05	63,24	12,47	63,91	9,87	64,40	9,50	26,43	14,52
Marmara Üniversitesi	222	70,88	6,23	69,34	12,01	72,65	8,80	71,76	8,85	43,58	21,69
Pamukkale Üniversitesi	199	67,73	7,27	64,52	13,18	65,86	9,49	66,01	9,28	33,00	17,08
Selçuk Üniversitesi	188	70,54	8,41	67,52	13,00	68,48	10,39	68,74	10,18	38,95	17,96
Karadeniz Teknik Üniversitesi	176	69,96	7,34	69,37	12,63	67,28	9,56	68,94	9,22	37,93	16,20
Dokuz Eylül Üniversitesi	175	70,79	6,85	69,66	12,46	71,26	10,49	71,17	9,83	43,67	21,23
Burdur Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi	174	65,96	6,84	58,58	10,93	62,88	9,57	61,76	8,78	23,35	13,61
Orta Doğu Teknik Üniversitesi	169	72,78	5,30	78,60	11,31	75,86	8,85	77,62	8,08	72,51	14,09
Ankara Yıldırım Beyazıt Üniversitesi	161	73,06	7,08	72,24	11,86	74,17	9,14	73,87	9,22	46,68	18,60
Yıldız Teknik Üniversitesi	154	72,46	6,29	78,80	10,37	72,35	8,60	75,86	7,80	47,74	17,83
Bursa Uludağ Üniversitesi	154	69,17	5,56	68,71	12,10	69,73	8,32	69,94	8,25	40,87	21,23

	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
Atatürk Üniversitesi	144	68,77	7,48	65,48	12,76	66,08	9,83	66,56	9,36	34,21	16,09
Ondokuz Mayıs Üniversitesi	143	70,55	7,45	68,22	11,99	67,77	10,43	68,68	9,35	33,89	17,12
Sakarya Üniversitesi	139	68,91	7,13	69,33	12,72	66,98	9,44	68,76	9,34	37,69	16,40
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi	138	70,33	7,31	70,01	13,29	68,49	9,76	69,86	9,73	38,28	17,91
Kocaeli Üniversitesi	134	70,33	6,39	71,37	12,11	69,55	9,47	71,04	9,04	39,62	17,56
İnönü Üniversitesi	132	69,16	6,94	65,80	12,24	65,47	9,36	66,38	9,16	28,70	14,76
Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi	128	66,12	5,40	60,64	9,55	67,06	9,22	64,89	7,88	35,48	21,97
Karabük Üniversitesi	120	67,67	7,28	65,49	12,64	64,12	9,24	65,52	9,09	32,88	15,32
Ege Üniversitesi	118	69,41	5,92	68,87	11,14	71,61	9,15	71,00	7,97	44,89	22,90
Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi	115	70,66	7,02	65,90	11,52	71,92	10,00	69,83	9,63	40,53	20,28
Kırıkkale Üniversitesi	114	70,76	7,75	68,13	12,46	68,27	11,15	68,90	10,38	36,67	18,62
Kütahya Dumlupınar Üniversitesi	113	65,80	5,57	59,03	10,13	65,17	8,56	63,17	7,27	28,79	15,80
Çukurova Üniversitesi	110	71,76	6,46	71,22	10,89	70,69	8,97	71,57	8,15	41,38	19,21
Fırat Üniversitesi	104	68,15	7,64	67,33	12,72	63,29	10,19	65,91	9,16	30,11	12,55
Sivas Cumhuriyet Üniversitesi	102	67,09	6,94	63,53	12,51	65,43	10,37	65,33	9,56	34,28	18,18
Necmettin Erbakan Üniversitesi	97	68,82	6,71	67,85	12,50	69,09	10,97	69,21	9,73	37,98	17,57
Gaziantep Üniversitesi	92	70,81	7,69	69,83	13,20	67,76	10,18	69,40	9,96	39,04	18,88
Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi	92	66,16	6,29	58,56	9,50	61,93	9,27	61,25	7,74	24,24	11,06
Aydın Adnan Menderes Üniversitesi	92	68,82	7,13	67,21	13,05	68,27	10,91	68,49	10,61	34,12	17,87

	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
İstanbul Medipol Üniversitesi	91	69,81	6,33	72,42	12,31	71,73	8,17	72,66	8,69	37,31	16,06
Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi	87	68,26	7,11	64,47	11,89	69,97	9,35	68,16	8,85	40,19	21,39
Başkent Üniversitesi	85	69,58	5,92	69,05	11,55	70,52	8,04	70,50	7,92	43,85	18,42
Afyon Kocatepe Üniversitesi	83	67,83	7,25	65,51	12,40	63,99	9,56	65,46	8,80	31,58	13,39
İzmir Katip Çelebi Üniversitesi	81	71,32	7,13	72,98	14,25	70,20	11,12	72,11	11,13	42,05	18,18
Manisa Celâl Bayar Üniversitesi	75	68,32	7,31	66,41	13,48	67,85	9,46	67,91	9,88	33,53	16,72
Çankaya Üniversitesi	71	67,77	6,58	67,69	10,81	68,36	9,58	68,75	8,53	50,40	19,86
Uşak Üniversitesi	68	64,71	5,34	57,53	10,07	60,42	9,35	59,99	8,30	25,94	8,38
Konya Teknik Üniversitesi	65	70,92	6,18	76,41	7,78	65,51	9,35	71,17	7,68	35,52	15,25
Balıkesir Üniversitesi	59	68,72	6,41	66,89	13,84	68,78	9,24	68,61	9,71	39,13	19,06
Hitit Üniversitesi	58	65,06	5,56	53,98	8,36	61,70	8,12	59,07	6,90	19,57	7,15
Mersin Üniversitesi	57	68,70	7,00	66,86	13,72	67,15	11,33	67,74	10,75	41,01	21,57
Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi	56	69,39	6,47	64,42	13,04	68,80	10,37	67,51	9,97	36,74	21,44
Eskişehir Teknik Üniversitesi	54	70,87	6,53	77,94	7,98	70,86	8,95	74,69	7,23	44,77	18,82
Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi	49	67,10	6,71	61,64	10,73	62,32	9,22	62,84	7,70	30,87	15,24
İstanbul Teknik Üniversitesi	49	74,57	6,71	83,58	6,47	72,61	10,98	78,15	8,37	55,05	13,70
Kto Karatay Üniversitesi	49	70,15	7,39	69,41	11,23	66,72	11,59	68,66	9,96	31,86	10,25
Tobb Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi	48	72,50	5,69	75,11	11,02	76,56	8,18	76,42	7,96	62,45	19,58
İstanbul Medeniyet Üniversitesi	47	69,68	5,35	66,84	12,69	69,56	9,21	69,00	9,13	40,16	17,80

	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
Yeditepe Üniversitesi	47	70,28	7,53	69,46	12,19	69,10	11,58	69,94	10,24	52,79	19,43
Giresun Üniversitesi	47	68,05	7,93	58,91	10,30	65,62	9,15	63,35	8,37	27,53	13,41
Ted Üniversitesi	47	68,06	6,48	67,03	10,23	69,71	8,78	69,17	7,69	53,86	16,67
Üsküdar Üniversitesi	45	66,65	5,94	66,90	11,07	63,87	9,74	66,03	8,81	36,08	17,98
Dicle Üniversitesi	45	70,48	6,66	69,62	14,45	65,92	11,86	68,33	11,67	27,67	13,16
Trakya Üniversitesi	44	68,33	6,99	65,97	14,01	69,02	11,51	68,33	11,15	45,17	27,20
Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi	44	67,76	6,74	63,75	11,42	65,03	9,64	65,22	8,68	35,65	19,83
İstanbul Sabahattin Zaim Üniversitesi	44	68,50	5,84	66,87	11,51	69,46	9,00	68,96	8,69	46,28	25,00
Nuh Naci Yazgan Üniversitesi	44	71,57	8,99	71,14	11,40	66,40	10,94	69,27	10,04	33,10	13,09
İstanbul Üniversitesi Cerrahpaşa	42	71,96	5,94	76,02	10,43	70,84	9,42	73,81	8,66	42,74	21,57
Atılım Üniversitesi	41	67,55	6,83	67,56	10,78	65,62	10,94	67,24	9,30	47,23	20,92
Bartın Üniversitesi	40	66,12	6,68	60,00	10,11	61,91	9,44	61,89	7,92	25,72	11,21
Düzce Üniversitesi	39	67,03	6,77	63,72	12,17	64,19	8,19	64,77	8,11	27,63	13,13
Gümüşhane Üniversitesi	37	67,52	7,41	62,06	10,06	61,94	8,82	62,82	7,06	31,49	11,61
Aksaray Üniversitesi	36	67,75	8,00	60,85	10,33	65,03	8,41	63,92	8,31	29,55	16,61
Boğaziçi Üniversitesi	35	75,58	5,82	78,75	12,26	78,88	11,77	79,29	10,80	81,29	14,82
Kırşehir Ahi Evran Üniversitesi	35	67,14	8,18	59,05	14,76	62,43	11,32	61,74	12,03	26,29	14,32
Nevşehir Hacı Bektaş Veli Üniversitesi	33	65,44	6,31	54,42	8,76	63,63	7,88	60,28	7,19	26,40	11,98
İstanbul Gelişim Üniversitesi	33	66,19	6,57	64,52	13,52	64,08	11,63	65,07	10,72	34,70	18,82
Yalova Üniversitesi	32	68,81	7,33	62,97	10,75	68,55	9,97	66,73	9,28	42,30	19,53

	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi	32	65,04	6,38	55,36	9,62	63,57	10,13	60,68	8,80	30,12	15,14
Tekirdağ Namık Kemal Üniversitesi	31	68,07	6,13	69,64	11,72	67,47	8,39	69,16	8,17	37,66	18,23
Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi	31	69,25	5,47	70,15	13,14	70,74	9,62	71,12	9,46	36,45	12,99
Harran Üniversitesi	30	64,77	5,62	58,78	12,68	61,57	10,51	61,16	9,93	29,50	13,29
Maltepe Üniversitesi	29	69,18	7,37	68,59	13,98	69,06	11,77	69,53	11,12	39,48	15,60
İhsan Doğramacı Bilkent Üniversitesi	29	72,33	6,79	72,91	14,54	76,95	10,41	75,64	11,11	78,28	13,42
İstanbul Kültür Üniversitesi	29	68,11	6,26	63,28	12,55	67,05	11,06	66,07	10,36	46,34	24,30
Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi	28	70,50	7,51	66,20	12,00	67,56	11,47	67,66	9,83	35,54	16,36
Türk Hava Kurumu Üniversitesi	27	70,18	3,94	77,12	9,22	67,61	11,36	72,60	9,28	52,22	18,09
Hasan Kalyoncu Üniversitesi	27	66,17	4,04	66,15	9,84	70,11	6,84	68,98	7,04	31,16	16,22
Kastamonu Üniversitesi	26	64,72	6,14	58,70	11,65	64,89	7,87	62,87	8,56	27,16	10,61
Biruni Üniversitesi	26	70,94	7,87	70,91	12,98	66,17	12,88	69,05	11,56	38,70	16,88
Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi	26	65,02	5,26	59,48	10,34	60,81	11,39	61,07	8,90	30,29	12,55
Çağ Üniversitesi	26	68,43	5,74	63,12	8,86	71,62	8,85	68,42	8,00	53,51	22,44
Yozgat Bozok Üniversitesi	26	67,77	6,69	65,17	11,01	62,15	7,44	64,34	6,47	26,20	10,15
Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi	26	63,76	4,87	62,71	12,69	62,33	10,09	63,33	8,65	28,65	9,91
İstanbul Ticaret Üniversitesi	25	68,84	5,28	65,92	9,31	71,47	8,83	69,60	6,87	52,90	13,96

	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
İstanbul Aydın Üniversitesi	25	68,83	8,65	64,95	13,29	67,03	9,37	66,82	10,28	38,40	23,86
Yaşar Üniversitesi	24	70,20	7,93	72,66	11,89	72,91	12,19	73,39	10,51	57,24	21,27
Ufuk Üniversitesi	24	65,01	5,27	58,94	8,43	67,81	8,64	64,53	7,71	35,52	16,83
Çankırı Karatekin Üniversitesi	24	63,52	5,61	52,42	5,35	60,11	9,30	57,52	6,15	23,33	10,96
Kırklareli Üniversitesi	24	65,41	6,45	61,77	11,40	66,68	9,95	65,20	8,54	33,96	22,00
Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi	23	65,50	3,48	62,29	9,56	60,26	8,47	62,04	7,52	22,88	8,15
Beykent Üniversitesi	23	68,71	6,72	68,73	12,81	68,87	8,68	69,49	9,24	41,03	22,51
Yakın Doğu Üniversitesi	22	67,87	7,39	63,76	15,20	68,12	11,56	66,86	12,26	34,26	18,66
Hatay Mustafa Kemal Üniversitesi	22	71,83	7,79	69,69	12,53	69,61	7,89	70,31	7,94	38,92	19,94
Uluslararası Kıbrıs Üniversitesi	21	67,21	6,43	62,67	10,64	67,04	10,77	65,79	9,11	38,21	19,64
Bahçeşehir Üniversitesi	21	71,22	8,59	71,90	9,86	71,37	8,74	72,24	7,82	50,36	24,61
Doğu Akdeniz Üniversitesi	21	67,82	4,55	64,65	8,61	65,77	7,72	66,02	6,34	37,02	19,17
İstanbul Arel Üniversitesi	20	65,64	4,52	62,21	11,51	63,28	6,99	63,60	7,31	30,00	14,10
İzmir Ekonomi Üniversitesi	20	67,18	5,15	63,93	11,44	67,63	8,18	66,67	8,56	49,56	18,55
Adıyaman Üniversitesi	20	72,28	8,41	62,61	14,71	66,90	12,72	65,70	12,49	23,50	9,94
Sağlık Bilimleri Üniversitesi	19	72,65	6,53	75,55	12,50	74,97	8,24	75,78	9,26	31,97	18,99
Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi	19	68,40	7,94	64,65	11,95	67,37	10,50	66,86	9,69	27,63	10,61
İstanbul Yeni Yüzyıl Üniversitesi	19	67,00	7,48	62,00	12,35	63,01	13,30	63,36	11,73	35,79	18,71
Mef Üniversitesi	19	67,91	3,60	72,93	10,22	70,05	7,14	72,00	6,74	49,28	17,26

	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi	18	67,00	8,38	57,93	11,29	67,36	9,54	63,83	8,63	25,21	6,35
İstanbul Bilgi Üniversitesi	18	67,95	6,58	70,57	12,04	69,50	11,40	70,65	10,18	41,46	22,14
Kafkas Üniversitesi	18	64,34	5,19	57,97	10,48	61,52	11,03	60,77	7,72	40,56	21,34
Antalya Bilim Üniversitesi	18	68,88	6,09	73,63	7,92	66,13	10,50	70,24	8,34	44,86	19,76
Bandırma Onyedİ Eylöl Üniversitesi	17	64,01	4,89	53,83	5,93	63,73	7,80	60,07	6,09	23,90	7,06
Ordu Üniversitesi	17	69,16	7,66	59,16	10,46	68,93	6,38	65,22	6,23	24,12	15,79
Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi	17	64,04	4,03	54,69	7,18	64,54	7,39	60,88	6,15	27,79	10,05
Bursa Teknik Üniversitesi	17	66,75	6,42	73,43	11,23	61,76	10,77	67,85	9,81	39,85	15,21
Lefke Avrupa Üniversitesi	16	66,46	4,60	61,00	11,22	62,26	9,32	62,52	8,17	22,66	11,37
Işık Üniversitesi	16	67,97	4,70	67,03	10,65	69,97	6,44	69,30	7,22	42,73	14,14
İstanbul Şehir Üniversitesi	16	73,22	5,86	74,16	12,15	76,85	10,43	76,15	9,65	65,55	17,81
İstanbul 29 Mayıs Üniversitesi	16	71,30	5,65	65,32	9,27	75,83	5,29	71,63	6,10	56,48	23,98
Adana Alparslan Türkeş Bilim ve Teknoloji Üniversitesi	16	68,10	5,04	74,42	11,08	67,47	9,71	71,31	9,16	45,86	17,67
Fatih Sultan Mehmet Vakıf Üniversitesi	15	68,54	5,93	68,90	13,61	71,89	7,09	71,16	8,96	37,42	17,91
Sinop Üniversitesi	14	67,98	7,40	62,40	12,41	60,42	10,37	62,18	9,64	26,79	12,57
Bingöl Üniversitesi	14	69,42	9,80	57,84	12,32	66,52	11,28	63,35	10,37	43,30	21,14
Nişantaşı Üniversitesi	14	65,50	6,07	61,73	11,34	63,82	8,59	63,67	8,15	36,07	26,57

	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
Girne Amerikan Üniversitesi	13	64,09	5,38	57,57	7,82	62,94	13,67	61,34	9,00	31,83	16,19
Amasya Üniversitesi	13	66,31	5,48	61,53	7,51	69,20	8,33	66,43	6,50	40,00	26,35
Gebze Teknik Üniversitesi	13	69,47	9,19	74,21	12,89	67,23	10,92	71,09	10,76	48,94	22,54
Haliç Üniversitesi	13	67,73	5,52	65,83	12,07	66,97	11,94	67,18	10,37	36,83	18,10
İstanbul Okan Üniversitesi	12	64,45	6,40	61,17	11,14	66,32	5,96	64,74	7,28	30,73	20,03
Artvin Çoruh Üniversitesi	12	70,89	9,08	68,98	13,25	68,33	11,74	69,32	10,64	30,73	11,40
Acıbadem Mehmet Ali Aydınlar Üniversitesi	12	68,10	8,70	62,22	13,47	65,03	11,66	64,53	11,52	33,44	21,35
Doğuş Üniversitesi	11	69,22	10,51	68,52	17,48	67,35	12,88	68,59	14,41	43,75	23,72
Bayburt Üniversitesi	11	69,27	8,57	63,92	15,15	64,95	14,35	65,25	13,75	28,75	23,43
İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü	11	72,09	4,41	77,23	15,32	69,39	13,28	73,59	13,67	49,09	16,05
İstanbul Esenyurt Üniversitesi	11	63,68	4,23	59,09	10,14	63,43	8,79	62,28	8,46	23,30	11,10
İskenderun Teknik Üniversitesi	11	68,76	4,90	73,83	10,67	65,24	11,06	69,86	10,16	32,61	10,30
Özyeğin Üniversitesi	11	70,85	5,07	73,61	10,04	73,85	10,29	74,31	8,91	58,98	21,49
Kütahya Sağlık Bilimleri Üniversitesi	10	68,64	5,65	68,20	10,11	62,89	4,97	66,09	5,61	23,63	8,89
Batman Üniversitesi	10	61,60	6,98	51,05	12,90	58,45	9,62	56,03	9,76	22,88	7,36
Erzurum Teknik Üniversitesi	10	64,05	4,48	59,87	6,43	57,96	5,87	59,74	3,51	22,25	9,57
Ardahan Üniversitesi	10	61,10	3,98	46,70	4,25	56,01	8,92	52,79	5,86	24,75	9,29

	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
Lisans Programı											
Psikoloji	497	71,89	7,73	69,36	11,93	74,54	9,50	72,76	9,85	49,49	22,33
İnşaat Mühendisliği	493	72,86	7,41	79,46	8,39	68,91	10,40	74,34	8,68	39,62	18,20
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği / Elektrik-Elektronik Mühendisliği	455	71,39	6,88	76,86	8,81	66,62	10,16	71,96	8,67	42,00	18,24
İktisat	361	67,07	6,44	63,05	12,17	66,21	9,41	65,53	9,82	37,14	19,32
Uluslararası İlişkiler	350	68,95	5,84	63,24	10,92	71,33	9,31	68,32	9,20	48,46	21,47
Mimarlık	330	71,79	6,60	79,30	9,30	70,32	10,21	75,01	8,92	39,32	17,26
İşletme / İşletmecilik	330	66,55	6,36	62,43	12,41	66,50	10,62	65,41	10,39	35,38	18,69
Hukuk	326	77,25	6,63	78,48	9,63	79,42	7,46	79,45	7,62	46,50	20,90
Makine Mühendisliği	278	69,55	6,57	73,85	9,79	64,36	10,16	69,41	8,91	39,24	18,27
Siyaset Bilimi ve Kamu Yönetimi	274	70,92	6,48	64,53	11,68	71,09	9,12	68,77	9,45	38,76	21,56
Sosyoloji	256	67,15	5,66	59,74	9,01	69,04	8,47	65,53	7,95	31,98	16,41
İngilizce Öğretmenliği / İngilizce Öğretmenliği-Elt	247	67,56	5,12	58,58	7,43	73,31	7,90	67,27	6,90	80,36	11,54
Psikolojik Danışma ve Rehberlik / Rehberlik ve Psikolojik Danışmanlık	237	73,14	7,11	71,17	9,67	75,26	7,10	73,97	7,52	38,91	19,61
Hemşirelik	230	72,02	6,03	70,30	9,42	66,80	9,23	69,10	8,19	28,20	12,46
Beslenme ve Diyetetik	226	74,80	8,20	79,52	10,05	73,70	9,59	76,89	9,11	37,93	17,22
Endüstri Mühendisliği	205	71,62	6,63	77,32	9,49	69,75	10,36	73,82	9,10	41,71	17,12
Türk Dili ve Edebiyatı	205	65,14	4,78	53,47	6,34	69,04	8,70	62,71	7,09	26,94	12,84
Fizyoterapi ve Rehabilitasyon	187	75,35	8,16	80,58	9,41	73,77	9,28	77,41	8,37	37,95	17,12
Tarih	179	64,80	4,65	50,67	6,12	65,11	8,78	59,38	7,08	27,61	14,61
Bilgisayar Mühendisliği	178	70,16	6,24	74,58	9,00	64,98	9,98	70,07	8,58	39,58	17,90
Maliye	177	67,64	6,30	62,33	11,18	66,99	9,72	65,62	9,55	31,03	17,14

	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
Şehir ve Bölge Planlama	153	71,23	6,68	74,10	10,55	68,90	9,70	71,92	9,03	44,30	20,08
Siyaset Bilimi ve Uluslararası İlişkiler	150	68,93	6,75	62,94	11,18	70,13	9,13	67,55	9,31	44,88	21,95
Kamu Yönetimi	130	67,66	5,75	58,00	9,59	66,09	9,66	63,20	8,52	29,10	13,57
İngiliz Dili ve Edebiyatı	129	64,08	3,98	53,80	6,04	69,16	7,01	62,92	6,00	66,94	16,38
Fen Bilgisi Öğretmenliği	124	65,54	4,71	64,41	8,90	60,52	10,32	63,13	8,44	26,43	13,83
İlahiyat	123	68,07	5,21	57,64	7,55	71,74	8,22	66,02	6,93	33,56	17,15
Gıda Mühendisliği	111	66,29	6,12	66,38	10,47	60,94	10,60	64,25	9,55	33,04	18,12
Moleküler Biyoloji ve Genetik	111	65,59	5,18	65,70	10,93	62,32	10,31	64,66	9,32	35,62	16,88
Biyomedikal Mühendisliği	103	71,68	6,62	78,03	7,38	68,86	9,15	73,67	7,49	42,56	18,92
Sosyal Hizmetler / Sosyal Hizmet	92	71,89	7,75	66,64	9,99	73,03	9,20	70,75	8,63	35,31	17,61
İlköğretim Matematik Öğretmenliği	89	73,39	5,38	82,19	6,28	71,66	9,22	77,02	7,27	34,55	20,77
Çalışma Ekonomisi ve Endüstri İlişkileri	83	66,78	5,67	60,79	9,59	66,20	9,62	64,51	8,64	31,96	18,06
Matematik	81	67,46	5,45	72,38	8,75	61,31	10,38	67,14	8,59	32,08	16,61
Okul Öncesi Eğitimi Öğretmenliği / Okul Öncesi Öğretmenliği	78	69,77	5,33	68,46	13,22	72,03	11,39	71,04	11,38	35,38	19,54
Veteriner	77	69,85	5,78	71,44	8,87	65,85	8,04	69,11	7,22	34,51	12,86
Sınıf Öğretmenliği	73	71,48	5,08	67,53	8,42	71,66	7,80	70,43	7,17	27,79	9,49
Sağlık Yönetimi	72	65,91	6,00	58,97	8,94	63,79	9,79	62,42	8,47	29,86	14,74
Harita Mühendisliği	68	71,26	8,09	72,35	8,98	64,46	10,48	68,79	8,75	32,63	13,21
Çevre Mühendisliği	67	69,16	6,92	72,76	10,62	66,04	11,61	69,81	10,24	41,60	21,02
Türkçe Öğretmenliği	67	70,64	4,96	57,56	6,87	72,34	8,79	66,30	7,07	29,85	13,74

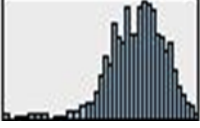
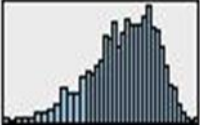
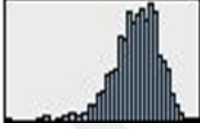
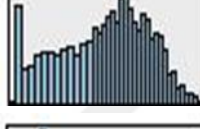
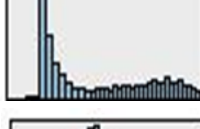
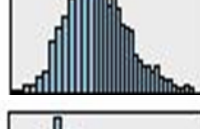
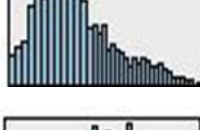
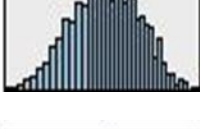
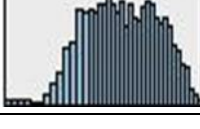
	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
Mekatronik Mühendisliği	62	68,29	6,03	72,39	9,12	62,31	10,35	67,67	8,64	36,45	18,40
Felsefe	61	63,19	5,98	53,77	9,01	66,34	9,07	61,42	8,34	28,83	18,22
Sosyal Bilgiler Öğretmenliği	61	68,70	5,35	55,09	7,92	68,67	8,76	63,25	7,68	24,84	11,68
Metalurji ve Malzeme Mühendisliği	55	68,21	6,80	69,87	10,76	63,35	11,43	67,09	10,14	38,75	16,29
Biyoloji	55	63,51	4,50	60,85	8,97	59,53	10,32	61,01	8,18	34,05	16,27
Coğrafya	51	65,95	5,13	53,12	6,89	65,77	9,74	60,83	7,81	30,49	15,09
Kimya Mühendisliği	50	69,74	6,57	75,59	7,92	66,08	10,66	71,10	8,82	48,40	18,86
Havacılık Yönetimi	50	70,59	6,92	66,87	10,46	67,55	10,57	67,96	9,76	35,10	16,61
Arkeoloji	50	60,99	4,77	49,64	5,70	59,03	8,36	55,71	6,59	23,00	8,66
Yönetim Bilişim Sistemleri	47	66,46	5,84	62,51	14,61	64,59	13,02	64,43	12,86	33,91	18,28
Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Öğretmenliği	47	65,75	6,25	63,23	9,40	60,45	9,69	62,57	8,31	28,19	14,07
Ekonometri	47	65,84	6,29	60,18	9,88	64,86	9,42	63,53	8,79	33,16	20,20
Peyzaj Mimarlığı	45	63,16	4,59	62,27	8,92	59,96	8,68	61,88	7,58	28,44	11,16
Odyoloji	43	76,12	7,10	80,30	8,22	74,17	9,43	77,49	7,99	36,31	14,39
Çocuk Gelişimi	43	68,95	6,81	61,20	8,93	69,14	7,06	66,25	6,77	26,19	13,09
Bitki Koruma	42	66,01	5,37	61,64	8,00	60,29	8,68	61,76	7,23	25,30	10,17
Halkla İlişkiler ve Tanıtım	42	63,33	5,23	52,00	6,88	64,53	8,15	59,67	7,10	26,93	12,15
Bankacılık ve Finans	41	63,31	4,37	55,32	8,81	61,55	8,90	59,59	8,17	27,47	13,29
Mütercim-Tercümanlık (İngilizce)	39	65,99	5,06	56,55	6,77	73,02	6,63	66,20	5,63	79,94	15,93
Enerji Sistemleri Mühendisliği	38	70,50	7,46	74,41	8,43	65,21	9,45	70,11	8,09	32,47	16,30
Kimya	37	64,86	5,09	65,96	9,47	59,25	9,96	63,16	8,28	41,22	18,77
İstatistik	36	67,74	4,79	71,55	9,80	64,64	9,64	68,52	8,56	43,47	18,81
Jeoloji Mühendisliği	36	65,80	5,99	66,93	11,66	63,27	9,67	65,72	9,75	40,07	21,11

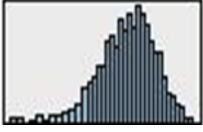
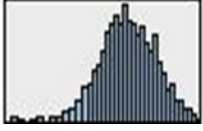
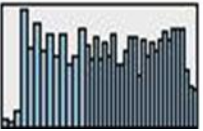
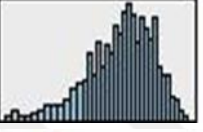
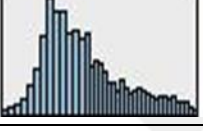
	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
Radyo, Sinema ve Televizyon / Radyo, Televizyon ve Sinema / Radyo-Televizyon, Sinema	33	63,99	4,30	52,05	4,51	68,94	6,52	62,02	5,11	33,45	18,62
Tarla Bitkileri	30	63,26	4,58	56,94	5,54	58,59	7,10	58,76	5,33	26,25	9,20
Çağdaş Türk Lehçeleri ve Edebiyatları	29	63,16	4,48	50,45	5,81	63,40	8,93	58,38	7,03	29,61	14,75
Sanat Tarihi	29	60,99	3,41	49,02	4,56	61,81	7,54	56,89	5,79	23,84	7,26
Turizm İşletmeciliği	29	61,96	2,95	52,80	4,35	62,14	8,40	58,76	6,02	29,78	12,26
Turizm Rehberliği	28	61,47	3,55	50,02	4,78	62,48	8,22	57,70	6,15	37,28	12,17
Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği	26	70,79	5,26	78,00	8,54	67,35	10,35	72,86	8,84	41,54	17,19
Gazetecilik	26	64,50	5,18	52,52	5,74	67,01	9,64	61,21	7,41	25,24	11,45
Spor Yöneticiliği	25	63,26	5,67	51,79	7,51	65,29	9,13	59,97	7,93	24,25	9,34
Elektrik Mühendisliği	24	71,94	4,04	82,38	8,71	72,91	11,07	77,77	9,25	43,23	15,38
Geomatik Mühendisliği	23	74,99	8,11	81,30	6,19	71,04	9,68	76,29	7,26	47,61	18,71
Beden Eğitimi ve Spor Öğretmenliği	23	66,47	6,46	59,17	11,41	67,58	9,69	64,51	9,64	23,21	9,79
Acil Yardım ve Afet Yönetimi	22	68,76	4,87	61,58	8,12	63,19	7,65	63,27	6,55	26,08	10,52
Uluslararası Ticaret	21	64,92	5,53	57,99	10,13	63,82	10,27	61,99	9,54	35,24	17,20
Orman Mühendisliği	21	67,56	6,68	65,32	7,01	58,93	7,99	62,70	6,05	25,18	8,93
Otomotiv Mühendisliği	21	68,80	5,65	73,16	8,60	65,39	9,52	69,65	8,11	38,93	17,12
Gastronomi ve Mutfak Sanatları	20	64,16	5,08	53,85	5,90	68,58	7,43	62,65	6,36	26,63	12,48
Ebelik	20	66,76	6,57	62,28	9,20	62,73	7,46	63,34	6,68	23,63	9,07
Bahçe Bitkileri	19	63,90	4,78	58,70	7,98	58,15	9,12	59,31	7,62	23,95	10,36
Bilgi ve Belge Yönetimi	18	69,32	5,87	59,77	7,61	66,63	7,09	64,27	6,08	34,10	16,00
Dil ve Konuşma Terapisi	18	71,78	5,72	78,70	10,63	69,32	10,90	74,22	9,96	42,99	16,38

	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
Uluslararası Ticaret ve Lojistik	18	64,62	5,98	59,20	10,38	65,71	9,76	63,53	9,15	31,11	16,94
Ergoterapi	18	70,62	8,36	72,08	12,99	67,44	11,14	70,24	11,14	31,32	11,71
Gerontoloji	17	72,90	6,75	74,87	8,59	71,05	7,28	73,40	7,24	32,79	13,25
Tarım Ekonomisi	16	65,72	6,50	56,57	6,88	64,43	6,99	61,68	5,98	26,88	8,10
Biyomühendislik	16	69,84	6,31	75,03	9,18	66,30	9,60	70,97	8,60	45,86	16,26
İslami İlimler	15	67,06	5,71	52,34	7,43	66,09	11,08	60,65	9,02	42,17	17,48
Su Ürünleri Mühendisliği	15	61,81	3,10	58,74	6,85	56,23	7,47	58,32	5,63	24,58	9,22
Matematik Öğretmenliği	15	74,49	5,97	84,37	4,52	73,81	7,31	79,14	5,54	38,50	17,88
Tarımsal Biyoteknoloji	15	61,78	3,49	55,47	6,28	57,19	8,43	57,35	6,88	23,42	10,19
Özel Eğitim Öğretmenliği	14	72,38	4,89	71,11	10,72	77,10	6,03	74,91	7,20	33,13	18,26
Seyahat İşletmeciliği ve Turizm Rehberliği	14	60,90	3,73	51,38	6,57	62,91	11,14	58,54	8,72	29,91	13,03
Uçak Mühendisliği	14	73,65	4,50	84,89	5,68	75,50	11,52	80,26	8,17	47,95	16,01
Mütercim-Tercümanlık (İng-Fra-Türkçe)	13	64,28	3,78	54,41	6,30	69,69	7,39	63,48	6,13	64,52	18,41
Nükleer Enerji Mühendisliği	13	70,95	6,38	75,80	8,28	64,65	11,60	70,44	9,27	40,19	20,04
İş Sağlığı ve Güvenliği	13	65,31	4,63	61,49	11,58	58,96	9,38	61,00	9,09	34,04	18,37
Biyokimya	13	64,65	4,34	62,94	11,35	60,67	9,57	62,55	9,21	34,90	18,57
İç Mimarlık ve Çevre Tasarımı	12	68,63	4,71	72,06	10,95	70,21	6,20	71,70	7,55	41,88	20,51
Fizik	12	65,91	7,36	64,52	8,66	54,13	6,32	59,81	6,82	28,75	14,11
Sivil Hava Ulaştırma İşletmeciliği	10	66,48	7,31	63,80	11,40	66,88	13,61	66,22	11,32	43,63	20,48
Uluslararası Ticaret ve Lojistik Yönetimi	10	65,71	6,70	61,89	10,95	66,46	12,76	65,14	10,50	36,13	25,72
Biyoloji Öğretmenliği	10	67,45	5,52	67,31	7,97	62,42	12,63	65,44	8,95	24,50	8,21

	Aday Sayısı	KPSS Puan Ortalama	KPSS Puan Std. Sapma	ALES Sayısal Puan Ortalama	ALES Sayısal Puan Std. Sapma	ALES Sözel Puan Ortalama	ALES Sözel Puan Std. Sapma	ALES Eşit Ağırlık Puan Ortalama	ALES Eşit Ağırlık Puan Std. Sapma	YDS Puan Ortalama	YDS Puan Std. Sapma
Amerikan Kültürü ve Edebiyatı	10	67,52	3,49	57,72	4,44	76,19	6,16	68,40	4,93	84,50	9,34
Zootekni / Zooteknik	10	60,43	3,08	57,52	7,63	56,91	8,51	58,13	6,64	28,13	19,39
Halkla İlişkiler ve Reklamcılık	10	66,54	6,00	60,55	13,02	71,80	9,79	67,36	9,95	39,50	23,82
Endüstriyel Tasarım Mühendisliği	10	65,31	4,44	69,54	8,25	60,98	8,32	65,68	7,53	26,63	8,17
Yabancı Dil Seviyesi											
A	167	71,75	6,51	70,24	12,69	79,36	6,45	75,71	8,14	93,08	2,58
B	387	71,70	6,43	71,13	13,24	76,11	8,34	74,39	9,28	84,10	2,80
C	521	72,19	6,91	72,61	12,49	74,58	8,47	74,25	8,63	74,05	2,90
D	715	72,11	7,00	73,26	12,23	73,15	8,74	73,78	8,69	64,39	2,81
E	863	71,98	7,28	73,17	12,02	72,09	9,88	73,19	9,28	54,30	2,82
F	7.265	68,47	7,04	65,88	12,80	66,50	10,18	66,96	9,81	28,22	9,74

EK 5. Model Verisindeki Sürekli Değişkenlerin Betimsel İstatistikleri

		Ortalama	Varyans	Std. Sapma	En Küçük	En Büyük	Çarpıklık	Basıklık
ANO		74,949	108,052	10,395	30,250	100,000	-0,339	0,203
OBP		392,602	1833,483	42,819	250,000	500,000	-0,382	-0,317
YGS Türkçe Testi Z Puanı		0,989	0,407	0,638	-2,220	2,927	-0,572	0,605
YGS Matematik Testi Z Puanı		1,142	1,242	1,114	-1,247	3,988	0,125	-0,954
YGS Sosyal Bilimler Testi Z Puanı		0,612	1,327	1,152	-1,768	3,603	-0,224	-0,811
YGS Fen Bilimleri Testi Z Puanı		0,996	2,296	1,515	-1,336	3,986	0,394	-1,423
KPSS Puanı		69,413	51,693	7,190	51,632	97,008	0,620	0,197
KPSS Genel Kültür Testi Ham Puanı		18,280	121,103	11,005	1,000	57,750	0,848	0,171
KPSS Genel Yetenek Testi Ham Puanı		26,672	88,961	9,432	1,500	55,500	0,091	-0,554
ALES Sayısal Puanı		67,676	170,196	13,046	30,870	97,873	0,020	-0,958

		Ortalama	Varyans	Std. Sapma	En Küçük	En Büyük	Çarpıklık	Basıklık
ALES Sözel Puanı		68,483	108,784	10,430	28,462	98,163	-0,315	-0,025
ALES EA Puanı		68,811	101,291	10,064	31,239	96,483	-0,028	-0,218
ALES Sayısal Testi Ham Puanı		23,937	215,493	14,680	-4,250	50,000	-0,023	-1,282
ALES Sözel Testi Ham Puanı		26,871	84,566	9,196	-4,000	50,000	-0,467	-0,106
YDS Puanı		38,780	416,623	20,411	1,250	100,000	0,877	-0,090

* Tüm değişkenler için çarpıklığın standart hatası 0,025, basıklığın standart hatası 0,049'dur.



GAZİLİ OLMAK AYRICALIKTIR