



**MODERN MİMARİ MİRASIN BİRİKİMİNİN DERİN ÖĞRENME
YÖNTEMLERİ İLE KULLANIMI: CİNNAH CADDESİNDEKİ
APARTMANLARIN YAŞ VE STİL TESPİTİ**

Nilüfer ALİHAN

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
MİMARLIK ANA BİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

ARALIK 2024

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

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

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

Nilüfer ALİHAN

06/12/2024

MODERN MİMARİ MİRASIN BİRİKİMİNİN DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİ İLE KULLANIMI: CİNNAH CADDESİNDEKİ APARTMANLARIN YAŞ VE STİL

TESPİTİ

(Yüksek Lisans Tezi)

Nilüfer ALİHAN

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Aralık 2024

ÖZET

Günümüzde mevcut yapıların çevre ile ilişkileri ve geçmişleri hakkında pratik bir şekilde bilgi edinmek ve bu yönde çalışma yapmak oldukça zahmetlidir. Bu bağlamda bilgi aktarımının hızlı olabilmesi ve bilginin niteliğinin artması gereklidir. Bu çalışmada özellikle restorasyon ve koruma gibi alanlarda çalışan mimarların verilere hızlı erişebilmesi ve veri geliştirebilmesi için bir derin öğrenme algoritması tasarlanmıştır. Çalışma alanı olarak Ankara ilinin önemli akslarından biri olan Cinnah Caddesi seçilmiştir. Çalışma için Ankara ili başta olmak üzere tüm Türkiye’de yer etmiş önemli mimari dönemler ve mimari eserler incelenmiş ve çalışmanın veri seti için kronolojik olarak sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma ve sıralama ile binaların cephe elemanları üzerine çıkarımlar yapılmış ve elde edilen veriler derin öğrenme modelinin eğitim setinde kullanılmıştır. Çalışma eğitim sonrası verilen görselleri analiz ederek belirlenmiş olan sınıflara ve kategorilere göre ayırmakta ve rapor sunmaktadır. Bunu yaparken görselleri analiz etmekte ve öğretilen bilgileri görseller ile karşılaştırmaktadır. Tüm bu aşamaların sonucunda görsel üzerinden bina yaşı ve stiline dair ön bilgiler elde edilebilmektedir. Çalışma deneysel bir derin öğrenme metodu olduğundan sistematik çalışması ve geliştirilmesi bu alanda çalışan bireylerin verileri sürekli geliştirmesi ile paraleldir. Bu bilgilerin bireylere kazanımları bulunmaktadır. Özellikle çevre yapılar ile ilişkili çalışmalarda, duyarlı yaklaşım sağlayabilmek ve hızlı, nitelikli bilgilere ulaşabilmek adına gereklidir. Çalışma bireylere bulunduğu doku ile ilgili ön bilgi alma konusunda ve duyarlı yaklaşımlarda bulunma konusunda önemli bir hız kazandırmaktadır.

Bilim Kodu : 80126

Anahtar Kelimeler : Derin öğrenme, mimari miras, yapay zekâ, cephe, yapı elemanı, algoritma

Sayfa Adedi : 93

Danışman : Doç. Dr. Ammar İBRAHİMGİL

MODERN ARCHITECTURAL HERITAGE ACCUMULATION WITH DEEP
LEARNING METHODS: AGE AND STYLE DETERMINATION OF APARTMENTS
ON CINNAH STREET

(M. Sc. Thesis)

Nilüfer ALİHAN

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

December 2024

ABSTRACT

Nowadays, it is very difficult to obtain practical information about the relations of existing buildings with the environment and their history and to work in this direction. In this context, it is necessary for the transfer of information to be fast and the quality of information to increase. In this study, a deep learning algorithm was designed so that architects working in areas such as restoration and protection can access data quickly and develop data. Cinnah Street, one of the important axes of Ankara province, was selected as the study area. For the study, important architectural periods and architectural works that have taken place in all of Turkey, especially in Ankara, were examined and classified chronologically for the data set of the study. Inferences were made on the facade elements of the buildings with classification and ranking, and the obtained data were used in the training set of the deep learning model. The study analyzes the visuals given after the training, separates them according to the determined classes and categories and presents a report. While doing this, it analyzes the visuals and overlaps the taught information with the visuals. As a result of all these stages, preliminary information about the age and style of the building can be obtained from the visual. Since the study is an experimental deep learning method, its systematic study and development are parallel to the continuous development of data by individuals working in this field. This information has gains for individuals. It is necessary to provide a sensitive approach and to access fast, qualified information, especially in studies related to environmental structures. The study provides individuals with significant speed in obtaining preliminary information about the tissue they are in and in making sensitive approaches.

Science Code : 80126

Key Words : Deep learning, architectural heritage, artificial intelligence, facade, building element, algorithm

Page Number : 93

Supervisor : Assoc. Prof. Dr. Ammar İBRAHİMĞİL

TEŞEKKÜR

Tez çalışması sürecinde karşılaştığım tüm zorluklar karşısında bana her daim destek olan sevgili babam Marat ALİHAN, sevgili annem Gülmira ALİHAN ve kardeşlerim Murat ALİHAN ve Nermine ALİHAN'a, çalışma sürecini benim için en doğru ve öğretici şekilde yöneten danışmanım Sayın Doç. Dr. Ammar İBRAHİMGİL'e, çalışma sürecinde hazırlamış olduğum tezin teknik ve teorik altyapısını kurarken sağlamış olduğu tüm destekler için sevgili arkadaşım Sefa ÇAKMAK'a Teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLERİN LİSTESİ.....	x
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xiii
1. GİRİŞ.....	1
2. YAPAY ZEKÂ VE DERİN ÖĞRENME	5
2.1. Yapay Zekâ	5
2.1.1. Uzman sistemler.....	6
2.1.2. Genetik algoritma.....	6
2.1.3. Bulanık mantık.....	7
2.1.4. Makine öğrenmesi.....	7
2.1.5. Yapay sinir ağı	8
2.2. Derin Öğrenme	8
2.3. Görüntü İşleme ve Tespit Yapma.....	10
2.3.1. Sınıflandırma.....	12
2.3.2. Etiketleme	12
2.3.3. Algılama ve tespit etme	13
2.3.4. Segmentasyon.....	13
2.4. Bir Tespit Yöntemi Olarak Derin Öğrenme Yöntemleri	13
2.4.1. YOLO Training.....	14

	Sayfa
2.4.2. Roboflow ve Google Colaboratory	17
3. ARAŞTIRMA YÖNTEMİ	19
4. ÇALIŞMA ALANI	25
4.1. Ankara'nın Mimari Kimliğine Etki Eden Dönemler.....	25
4.2. Bulgular.....	42
4.3. Çalışma alanı: Cinnah Caddesi ve Çevresinin Özellikleri.....	45
4.3.1. Cinnah Caddesi veri setleri ve fotoğraflar.....	46
5. DERİN ÖĞRENME YÖNTEMİ İLE BİNALARDA YAŞ VE STİL TESPİTİ	51
5.1. Kullanılan Derin Öğrenme Algoritması Kurgusu	51
5.2. Veri Setleri	52
5.3. Model Eğitimi	60
5.4. Test ve Çıktılar	71
5.5. Araştırma Bulguları ve Sonuçların Değerlendirilmesi	80
6. SONUÇ	83
KAYNAKLAR	85
ÖZGEÇMİŞ	93

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 2.1. Yapay zekânın çalışma katmanları	6
Çizelge 4.1. Cumhuriyet öncesi-Tanzimat Dönemi mimarlık 1839-1910.....	28
Çizelge 4.2. Birinci Ulusal Mimarlık akımı 1910-1930	30
Çizelge 4.3. Savaş dönemi modernizm etkileri 1935-1950	32
Çizelge 4.4. İkinci Ulusal Mimarlık akımı 1939-1950	34
Çizelge 4.5. Uluslararası üslup etkileri ve modernizm dönemi 1950-1965.....	36
Çizelge 4.6. İmar kanunları, postmodernite, yeni malzemeler ve gelişimler 1965-1985.....	38
Çizelge 4.7. TOKİ konut anlayışı ve teknolojik gelişimler 1985-2000	40
Çizelge 4.8. Günümüz 2000-2020	42
Çizelge 4.9. Cinnah Caddesi üzerinde yer alan test yapıları.....	48
Çizelge 5.1. Cinnah Caddesi üzerinde yapılan test sonuçları.	78

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 2.1. Yapay zekânın çalışma katmanları	5
Şekil 2.2. Bulanık mantık katmanları	7
Şekil 2.3. Yapay sinir ağı modeli.....	8
Şekil 2.4. Derin ağ mimarisi diyagramı	9
Şekil 2.5. Bir CNN'nin standart mimarisi	10
Şekil 2.6. Faster R-CNN modelinin akış diyagramı	11
Şekil 2.7. Nesne algılama sistemine genel bakış	12
Şekil 2.8. Segmentasyon örneği.....	13
Şekil 2.9. YOLO mimarisinin akış diyagramı	15
Şekil 2.10. YOLO mimarisinin çalışma diyagramı	15
Şekil 2.11. YOLO mimarisinin puanlama sistemi	16
Şekil 2.12. YOLO algoritmasının versiyonları	16
Şekil 3.1. Yapı elemanları veri seti örneği.....	20
Şekil 3.2. Amsterdam yapılarının veri setleri ve sınıflandırması.....	21
Şekil 3.3. Yunan kolonlarının tespiti için veri setleri	22
Şekil 3.4. Atina'da algoritmaya tanıtılan tarihi yapının cephe elemanları	23
Şekil 4.1. Cinnah Caddesi'nin harita üzerinde konumu	45
Şekil 4.2. Cinnah Caddesi'nde yer alan test uygulanacak yapılar	47
Şekil 4.3. Cinnah Caddesi'nde yer alan test uygulanacak yapılar	48
Şekil 5.1. Derin öğrenme modelinin kurgusu	52
Şekil 5.2. Roboflow uygulamasında yapılan bir etiketleme örneği	53
Şekil 5.3. Büyük Postane Binası etiketleme süreci.....	54
Şekil 5.4. Roboflow uygulamasında yapılan bir etiketleme örneği	55

Şekil	Sayfa
Şekil 5.5. Etiketleme sürecinde belirlenen sınıf örnekleri	56
Şekil 5.6. Cinnah Caddesi'nde çekilmiş örnek yapılar	57
Şekil 5.7. Roboflow uygulamasında yapılan etiketlemeler	58
Şekil 5.8. Etiketleme sürecinde uygulanan aydınlatma ve karartma efekti	58
Şekil 5.9. Roboflow uygulamasında yapılan tüm etiketlemeler	58
Şekil 5.10. Roboflow uygulamasında yapılan etiketlemeler	59
Şekil 5.11. Roboflow uygulamasından Google Colab'a aktarılan veri setleri.....	59
Şekil 5.12. Epoch değerinin model doğruluğunu ifade eden davranış grafiği.....	61
Şekil 5.13. 10 Epoch değeri ile eğitilen model sonuçları	62
Şekil 5.14. 20 Epoch değeri ile eğitilen model sonuçları	63
Şekil 5.15. 60 Epoch değeri ile eğitilen model sonuçları	64
Şekil 5.16. 60 Epoch değeri ile eğitilen model sonuçları	64
Şekil 5.17. Model eğitimi sonrası veri seti ile test edilen görseller.	65
Şekil 5.18. Model eğitimi sonrası veri seti ile test edilen görseller	65
Şekil 5.19. Model eğitimi sonrası veri seti ile test edilen görseller.	66
Şekil 5.20. Model eğitimi sonrası veri seti ile test edilen görseller.	66
Şekil 5.21. 10-20 Eğitim sonuçları doğruluk grafikleri	67
Şekil 5.22. 60 Eğitim sonuçları doğruluk grafikleri	67
Şekil 5.23. Confusion matrix grafiği.....	68
Şekil 5.24. Confusion matrix grafiği analizi.	69
Şekil 5.25. Veri setlerinin sınıf yoğunluğunu.	70
Şekil 5.26. Objelerin konum yoğunlukları.....	70
Şekil 5.27. Algoritmada test edilen Cinnah Noter Binası çıktısı.	71
Şekil 5.28. Algoritmada test edilen Cinnah'ta apartman binası çıktısı.....	72

Şekil	Sayfa
Şekil 5.29. Algoritmada test edilen Cinnah 19 binası çıktısı.....	73
Şekil 5.30. Algoritmada test edilen Cinnah'ta apartman binası çıktısı.....	74
Şekil 5.31. Algoritmada test edilen Latif Doğu Apartmanı çıktısı.	75
Şekil 5.32. Algoritmada test edilen Basın Sitesi binası çıktısı	76
Şekil 5.33. Algoritmada test edilen Cinnah 94 binası çıktısı.....	77

SİMGELER VE KISALTMALAR

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

Simgeler

Açıklamalar

m

Metre

cm

Santimetre

Kısaltmalar

Açıklamalar

ANN

Artificial Neural Network

CNN

Convolutional Neural Network

CPU

Central Process Unit

CUDA

Compute Unified Device Architecture

DL

Deep Learning

DÖ

Derin Öğrenme

ESA

Evrişimli Sinir Ağları

GPU

Graphics Processing Unit

ICOMOS

International Council on Monuments and Sites

SSD

Single Shot MultiBox Detector

YOLO

You Only Look Once

YSA

Yapay Sinir Ağları

YZ

Yapay Zekâ

1. GİRİŞ

Türkiye geçmişten günümüze birçok önemli mimari akımı ve farklı kültürel dönemleri deneyimlemiş kültürel anlamda zengin bir çeşitliliğe sahiptir. Günümüzde bu çeşitliliğin korunması konusunda birçok yasal düzenleme bulunmaktadır ancak tam olarak yeterli değildir. Günümüzde gelişen teknoloji ile mimarlık alanında farklı yöntemler kullanılabilmektedir. Bu bağlamda günümüzdeki önemli teknolojik gelişmelerden biri olan derin öğrenme algoritmaları mimarlık için oldukça nitelikli çözümler barındırmaktadır. Günümüzde derin öğrenme yöntemi ve yapay zekâ ile sağlık ve mühendislik gibi alanlarda çok farklı çözümler geliştirilmektedir. Tüm bu çalışmalar mimarinin gelişen teknolojiye faydalanmasının önünü açmaktadır. Bu tez çalışmada çevremizdeki mimari kimliği, kültürel geçmişi ve tarihsel süreçleri daha iyi korumak ve sürdürülebilir kılmak hedeflenmiştir. Cumhuriyet dönemiyle şekillenen Ankara'nın modern mimari mirası, yalnızca fiziksel bir yapı stoğu değil, aynı zamanda Türkiye'nin ulusal kimlik inşa sürecini yansıtan önemli bir kültürel değer taşımaktadır (Tanyeli, 2016). Ancak, özellikle 6306 sayılı "Afet Riski Altındaki Alanların Dönüştürülmesi Hakkında Kanun" maddi yetersizlikler nedeniyle bakımsız kalan veya günümüz ihtiyaçlarına uygun olmadığı düşünülen 20. yüzyıl yapılarının yıkımını hızlandırmıştır.

Bu durum, Cumhuriyet Dönemi mimarisinin korunmasını ve modern yapılar üzerinden ulusal kimliğin sürdürülebilirliğini tehdit etmektedir. Ankara'nın modern konutları, yalnızca işlevsel yapılar değil, aynı zamanda Cumhuriyet'in çağdaşlaşma ideallerinin somut temsilleri olarak değerlendirilmelidir. Mimarlığın ulusal kimlik ve toplumsal hafıza ile ilişkisinin güçlü bir şekilde ele alınması, bu yapıların korunmasına yönelik yeni politikaların ve hassasiyetlerin geliştirilmesini zorunlu kılmaktadır (Ayhan Koçyiğit, 2020). Modern mimari hem yerel değerler hem de evrensel ölçekte bir miras olarak değerlendirilerek yıkım yerine onarım ve yeniden işlevlendirme süreçlerine dahil edilmelidir. Bu bağlamda çalışmanın yöntemi birkaç aşamadan oluşacaktır. Başlangıçta çalışmanın ilk adımı, Ankara başta olmak üzere tüm Türkiye'nin mimarlık tarihinde yer etmiş ve Türkiye'de mimarinin stil olarak farklılaşmasının önünü açan tarihi süreçleri ve Ankara'nın önemli yapılarını belirlemek olacaktır. Belirlenecek olan bu kronolojik olaylara ve yapılara göre ise belirlenen dönemlerin önemli kimlik özellikleri cephe elemanları doğrultusunda derin öğrenme eğitimi için sınıflandırılacaktır. Bu bağlamda çalışma bir derin öğrenme algoritması üzerinden

eğitilerek Türkiye Ankara’da Cinnah Caddesi aksının üzerinde yapılacaktır. Çalışmanın en önemli amacı özellikle pilot bölge olarak belirlenen alanın korunması ve sürdürülebilirliğinin sağlanabilmesi adına doğru bir şekilde yaş ve stil tespitini yapabilmektir.

Problem durumu / Konunun tanımı

Türkiye bulunduğu coğrafyanın geçmişi itibari ile farklı medeniyetleri barındırmış ve özellikle mimari olarak farklı kültürleri barındıran zengin bir geçmişe sahiptir. Günümüzde bu zenginliğin, mevcut yapıların çevre ile ilişkileri ve geçmişleri hakkında pratik bir şekilde bilgi edinmek ve bu yönde çalışma yapmak oldukça zahmetlidir. Çevremizde yer alan ve ilk görüşte değerini tanımlayamadığımız ya da hakkında yeterince ön bilginin olmadığı birçok yapı bulunmaktadır. Bu bağlamda bilgi aktarımının hızlı olabilmesi ve bilginin niteliğinin artması gereklidir. Tez çalışmasında derin öğrenme yolu ile çevre yapıların yaş ve stil tespitinin yapılarak bu bağlamda çevremizdeki yapıların dijital olarak birer kimliklerinin oluşturulması hedeflenmektedir.

Araştırmanın amacı

Araştırmanın amacı derin öğrenme yöntemi ile binalarda yaş ve stil tespiti yapabilmektir. Günümüz teknolojileri son zamanlarda çok hızlı bir ilerleme kaydetmektedir. Araştırma mimariyi korumak ve çevremize mimari bir bilinç kazandırabilmek adına farklı yöntemler geliştirmeyi hedeflemektedir. Son yıllarda derin öğrenmenin gelişmesiyle birlikte, bir makinenin yapıları çevrenin farklı yönlerini tahmin edebildiği kanıtlanmıştır. Binaların morfolojik tanımlarıyla mimari yaşlarını tahmin etmek mümkün hale gelmiştir (Biljecki ve Sindram, 2017; Rosser vd., 2019; Tooke vd., 2014). Teknolojik gelişimlerden yararlanarak çevremizdeki mimari değerleri korumak ve bilgi edinmek için derin öğrenme yöntemi kullanmak, bir dijital veri havuzu oluşturmak ve çevremizde kaybolmaya yüz tutmuş yapıların değerlerini ortaya çıkarmak araştırmanın temel amacıdır. Tüm bu hedeflerin asıl amacı ise araştırmanın sonucunda elde edilecek olan verilerden daha da büyük bir uygulama yöntemine geçilerek yalnızca pilot bölgeler ile sınırlı kalmaması ve tüm Türkiye içerisinde yer alan korunabilir yapılarda uygulanabilirliğinin çalışılmasıdır. Bu bağlamda çalışma sürecinde ve sonrasında derin öğrenme algoritmasının geliştirilebilir olması çok önemlidir.

Araştırmanın önemi

Araştırma Türkiye'nin mimari kimliğini koruyabilmek ve gelecek nesillere nitelikli bilgi aktarabilmek adına önemli bir yere sahiptir. Bu konuda yurt dışında daha önce çalışılmış farklı örnekler bulunmaktadır. Tez çalışmasına en yakın örnek olarak yapılan çalışmalardan biri Amsterdam'da konutlar üzerinde yapılmış olan “Derin öğrenme yoluyla mimarlık çağını ve stilini anlamak” adlı çalışmadır. Bu çalışmadan ilerleyen bölümlerde detaylı olarak bahsedilecektir. Tez çalışmasının önemi özellikle Ankara kentinin tarihsel gelişimi göz önüne alındığında kentin dijital olarak belgelenebilmesi ve değeri tanımlanmamış mimarinin korunmasına sağlayacağı fayda ile olacaktır.

Varsayımlar / Sayıtlılar

Çalışma ile ilgili bilinmesi gereken unsurlarından biri özellikle eğitim sırasında karşılaşılması muhtemel bazı problemlerdir. Türkiye bazı sosyal ve ekonomik durumlar itibari ile dönemine ait olmayan farklı mimari öğeler bulundurmakta ve yapılarda özellikle cephelerde süsleme yöntemi ile zamanına uygun olmayan mimari elemanlar kullanılabilmektedir. Bu durum derin öğrenme yöntemi kullanarak, cephe elemanları üzerinden yapılan bu çalışmada bazı zorluklar oluşturabilmektedir. Bu bağlamda çalışma sırasında bu problemi yaşamamak adına kılavuz yapılar ve dönem özelliklerini net ve anlaşılabilir bir şekilde ifade eden yapılar seçilmiştir.

Sınırlılıklar

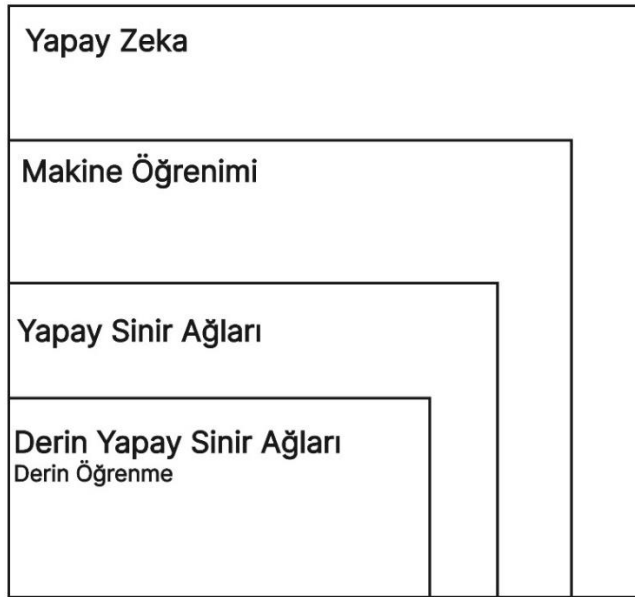
Çalışmayı sınırlayan pek çok kriter bulunmaktadır. Bunlardan en önemlisi cephe elemanları üzerinden yapılacak olan bu çalışmada, yapıların cephesi üzerinde yapılmış cephenin özgün kimliğini etkilemiş herhangi bir değişimdir. Bunun yanı sıra farklı bir sınırlama ise fotoğraflar ve görseller üzerinden yapılacak olan derin öğrenme yönteminde karşılaşılması muhtemel bazı sorunlardır. Bu sorunlar; fotoğrafların farklı bir açıdan çekilmesi, görsellerin kalitesinin düşük veya anlaşılabilir olmaması, fotoğraflarda cephe analizini zorlaştıracak farklı engellerin bulunması (yapı önünde bir ağaç, elektrik direği vb.), yapının zaman içerisinde özgün kimliğinden farklı bir eklentisinin bulunması (balkonlarda yapılan değişimler ya da

kullanıcı isteğine baēlı cepheden okunan tadilatlar) gibi bazı etmenlerdir. Tm bu sorunlar alıřmanın kapsamını etkilemezken alıřmanın sınırlarını oluřturan etmenlerdir.

2. YAPAY ZEKÂ VE DERİN ÖĞRENME

2.1. Yapay Zekâ

Yapay zekâ günümüzde popüler bir unsur olarak bilinen çok yönlü bir kavramdır. Günümüzde farklı alanlardan birçok kişinin kolaylıkla erişebildiği farklı seçenekleri bulunmaktadır ancak yapay zekânın kapsamı günümüz kullanımından farklı ve karmaşıktır. Bir tanım olarak baktığımızda yapay zekâ, “Bir bilgisayarın ya da bilgisayar denetimli bir makinenin, genellikle insana özgü nitelikler olduğu varsayılan akıl yürütme, anlam çıkartma, genelleme ve geçmiş deneyimlerden öğrenme gibi yüksek zihinsel süreçlere ilişkin görevleri yerine getirme yeteneği” şeklinde tanımlanmaktadır (Nabiyev, 2018). Yapay zekâ çok yönlü bilgi aktarımını içeren katmanlar halinde bilgi akışı sağlayan sinir ağlarının bütününe kapsamaktadır. Alt katmanları farklı sınıflarda farklı işlevler ile çalışmaktadır.



Şekil 2.1. Yapay zekânın çalışma katmanları

Bir başka tanım olarak yapay zekâ “Akıllı varlıkları anlamak ve bunları taklit ederek karar verme sürecini basit, hızlı ve verimli hale getirmek için tasarlanmış bir mantık sistemidir” şeklinde adeta bir canlı tanımlanmış sistematik mantık dizinidir (Russell ve Norvig, 2010).

Yapay zekâ doğadaki varlıkların akıllı davranışlarını yapay olarak üretmeyi amaçlayan ve bu modelleri oluşturmak için insan beynini model alan bir sistem olarak düşünülmektedir

(Charniak ve McDermot, 1985). Yapay zekâ tahmin, sınıflandırma, kümeleme gibi amaçlar için de kullanılmaktadır. Başlıca olarak uzman sistemler, genetik algoritmalar, bulanık mantık, yapay sinir ağları, makine öğrenmesi gibi teknikler ile çalışır ve tüm bu başlıklar genel olarak yapay zekâ teknolojileri olarak adlandırılmaktadır (Atalay ve Çelik, 2017).

Çizelge 2.1. Yapay zekânın çalışma katmanları (Pirim, 2006)

1. Bilgi tabanlı uzman sistem yaklaşımı	
2. Yapay sinir ağları yaklaşımı	
3. Bulanık mantık yaklaşımı	
4. Geleneksel olmayan optimizasyon teknikleri	4.1.Genetik algoritma 4.2.Tavlama benzetimi (Simulated annealing) 4.3.Tabu arama 4.4.Hybrid algoritmalar
5. Nesne tabanlı (Object-oriented) programlama	
6. Coğrafi bilgi sistemleri (GIS)	
7. Karar destek sistemlerinin gelişimi	
8. Yumuşak programlama (Soft computing)	

2.1.1. Uzman sistemler

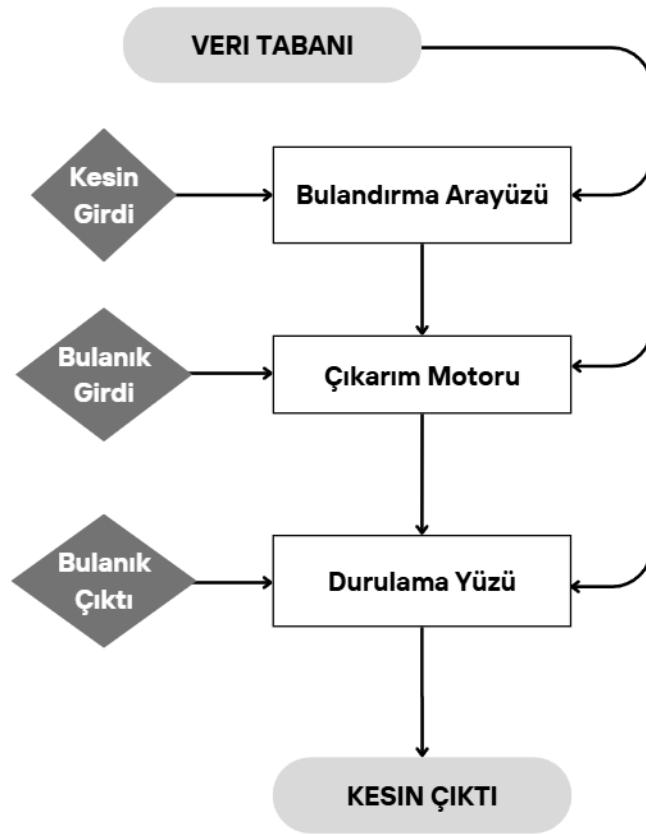
Yapay zekâ herhangi bir insanın çözebileceği herhangi bir sorunu çözebilecek bir sistemdir ancak uzman sistemler yalnızca uzman kişilerin çözebileceği sistemlerdir. Uzman sistemler, çözümü bir uzmanın bilgi ve yeteneğini gerektiren problemleri, bilgi ve mantıksal çıkarım kullanarak o uzman gibi çözebilen sistemlerdir (Pirim, 2006).

2.1.2. Genetik algoritmalar

Genetik algoritmalar adı üstünde bir canlı genetiği gibi öğrenebilen yazılım programlardır. Kısaca bilgisayarda gelişimi tetikleyen prosesi takip eden bir araştırma metodudur aynı zamanda Genetik algoritmalar, bilinen yöntemlerle çözülemeyen veya çözüm süresi problemin büyüklüğüne göre oldukça fazla olan problemlerde, kesin sonuca çok yakın sonuçlar verebilen bir yöntemdir (Atalay ve Çelik, 2017).

2.1.3. Bulanık mantık

Bulanık mantık klasik mantık çalışma prensiplerinden farklı bir sistem olarak geliştirilmiş bir düşünme biçimidir. Klasik mantık 0 ve 1, dolu-boş ya da var yok mantığında çalışan bir sisteme sahipken bulanık mantık siyah-beyaz olarak değil gri olarak da değerlendiren, farklı koşulları değerlendirebilen bir sistem olarak çalışmaktadır (Atalay ve Çelik, 2017).



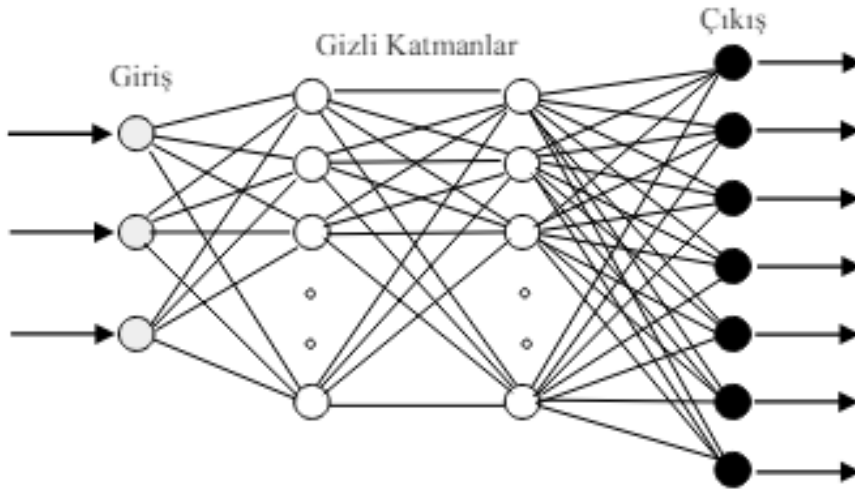
Şekil 2.2. Bulanık mantık katmanları

2.1.4. Makine öğrenmesi

Makine öğrenmesi, bir problemi o probleme ait verilere göre modelleyen ve yüksek performans verme odaklı bilgisayar algoritmalarının genel adıdır (Atalay ve Çelik, 2017). Makine öğrenimi (machine learning), bilgisayar sistemlerinin kullanıcı tarafından açık bir emir veya talimat belirtmeksizin önceden tanımlanmış belli bir görevi yerine getirmek üretilmiş, istatistiksel modellerin bilimsel bir çalışmasıdır (Vasilev vd., 2019).

2.1.5. Yapay sinir ağıları

Yapay ağıları insan beyninin nöron sinir ağına benzetildiği için ismi ile uyumlu bir şekilde yapay sinir ağı adı ile anılmaktadır. Tıpkı insan beynindeki nöronların çalışma sistematığında ağ ile öğrenme mantığında çalışır, insan beyninin hafıza, öğrenme, depolama, muhakeme etme yeteneklerini algılama mantığını kullanmaktadır (Atalay ve Çelik, 2017).



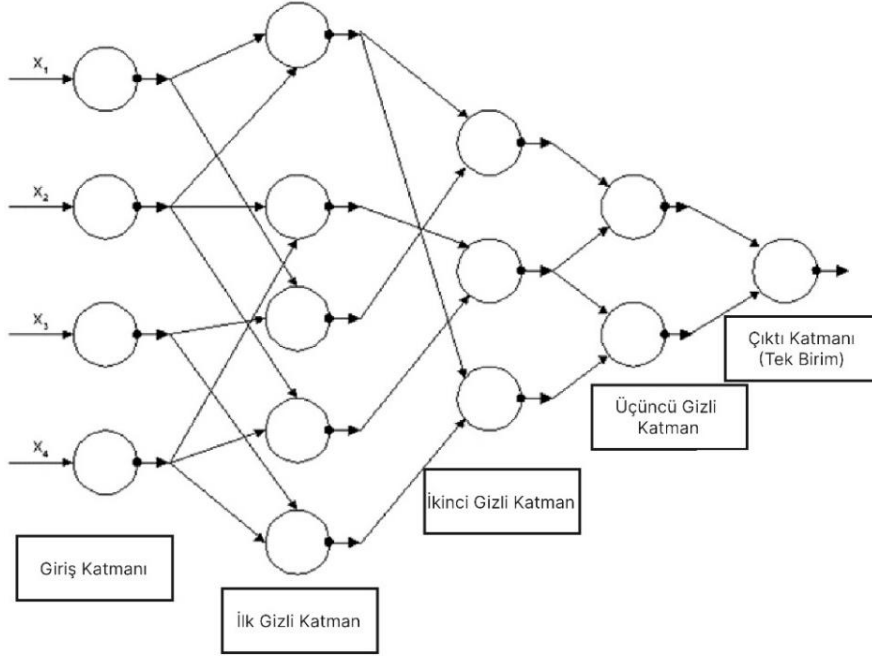
Şekil 2.3. Yapay sinir ağı modeli (Atalay ve Çelik, 2017)

Yapay sinir ağıları insan beynindeki öğrenme davranışlarını makinelere aktarmaya çalışmaktadır. Bu teknoloji kontrol ve sistem tanımlama, görüntü ve ses tanıma, tahmin ve kestirim, arıza analizi, tıp, haberleşme, trafik gibi birçok alanda kullanılabilmektedir (Pirim, 2006).

2.2. Derin Öğrenme

Derin öğrenme bir makine öğrenmesi sınıfıdır ve özellik çıkarma ve dönüştürme için birçok doğrusal olmayan işlem birimi katmanını kullanır. Her ardışık katman, önceki katmandaki çıktıyı girdi olarak alır ve bu şekilde öğrenme modeli geliştirerek çalışır (Deng vd., 2014). Derin öğrenme temel olarak verinin temsiliinden öğrenmeye dayalıdır (Song vd., 2013). Derin öğrenme yaklaşımı çoklu soyutlama yapısı ile verinin temsillerini öğrenmek için bir araya getirilmiş çoklu işleme katmanlarında oluşur. Derin öğrenme biyolojik sinir sistemlerinin bilgi işleme yöntemlerinden esinlenen yapay sinir ağıları olarak bilinen

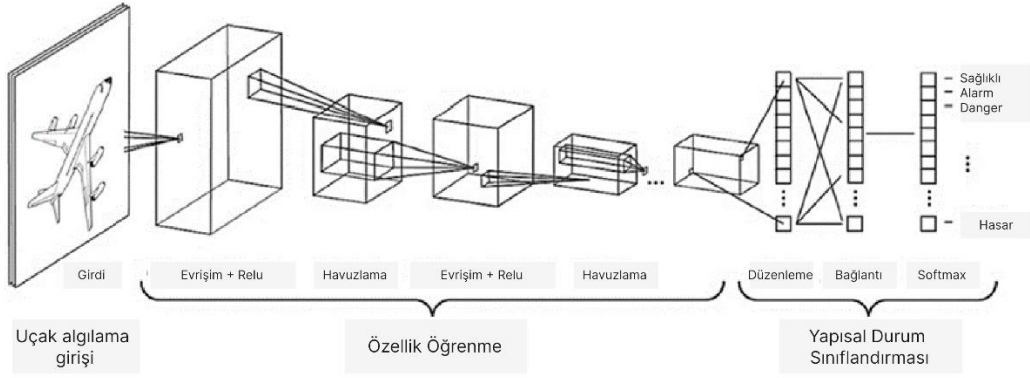
algoritmaları kullanır. Böylece, bilgisayarların her bir verinin temsil ettiği şeyi tanımlamasına ve modelleri öğrenmesine olanak tanır (Lee vd., 2017).



Şekil 2.4. Derin ağ mimarisi diyagramı (Hinton vd., 2006)

Derin öğrenmenin ilk çalışmaları olan öğrenme algoritması Ivakhnenko ve Lapa tarafından 1965 yılında yayınlanmıştır. Hinton yapmış olduğu çalışmalarla yayınlamış olduğu makalede yapay sinir ağlarına yeni bir yaklaşım getirmiştir. Bu yaklaşım derin evrişimli sinir ağı (Deep Convolution Neural Network) olarak adlandırılmıştır (Hinton vd., 2006).

Evrişimli Sinir Ağı (CNN), verileri ızgara benzeri topolojiyle işlemek için kullanılabilen bir Yapay Sinir Ağı (ANN) türüdür. CNN'ler çoğunlukla görüntüler kullanarak sınıflandırma ve bilgisayarlı görme uygulamalarında kullanılmaktadır. CNN'lerin algoritma mimarilerinde temel olarak üç tür katman bulunur. Bunlar evrişim katmanı, havuzlama katmanı ve tam bağlantılı katmandır. Tipik bir CNN'de, evrişimli katmanları bir havuzlama katmanı veya başka bir evrişimli katman takip eder ve Şekil 2.3'te gösterildiği gibi en sonda bağlantı katmanı bulunur (Baduge vd., 2022).



Şekil 2.5. Bir CNN'nin standart mimarisi (Li vd., 2010; Scherer vd., 2010)

Derin öğrenme, derin yapay sinir ağları ile çalışır ve bu sinir ağı kullanılırken bazı aşamalar gerçekleştirilmektedir. Bunlar ön işlem, özellik çıkarımı ve sınıflandırma-tespit şeklinde tanımlanmaktadır. Her bir aşamasında özel yaklaşımlar sergilemekte ve doğruluğu artırmaya yönelik çalışmalar yapmaktadır. Özellikle özellik çıkarım işlemi için pek çok farklı yaklaşım sunulmuştur (Li vd., 2010; Scherer vd., 2010).

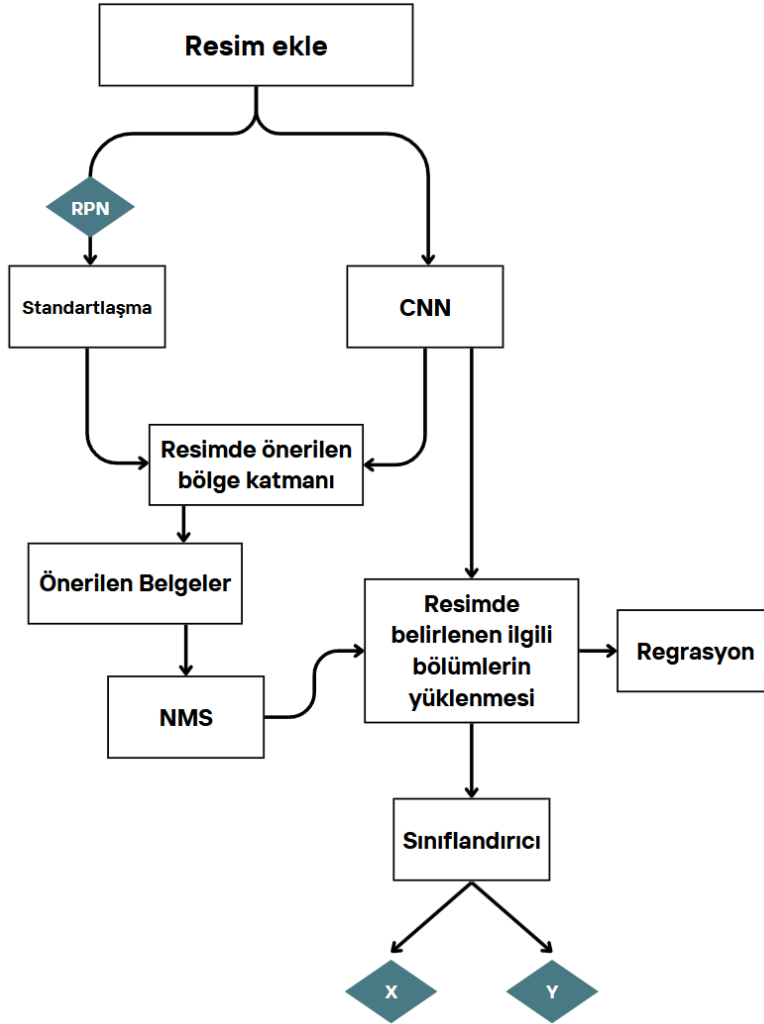
Derin öğrenme çalışma mantığı sistematik bir makine işleyişi gibi ilerlese de içerik algoritmaları ve mimarileri yazılım destekleri ile çalışmanın içeriğine ve kapsamına göre farklılaşabilir. Bu konuda özelleşebiliyor olması çalışmaların nitelik kazanmasını sağlamaktadır.

Derin öğrenmenin farklı uygulama alanları bulunmaktadır; Doğal dil işleme, görüntü ve video işleme, sınıflandırma, biyomedikal sinyal ve görüntü işleme, araç otomasyon sistemleri, şehir otomasyonları ve multimedya gibi birçok alan bulunmaktadır. Bu tez çalışması ve mimarlık alanı için en uygun olarak kullanılan çalışma alanı ise görüntü işleme ve sınıflandırma teknolojisidir.

2.3. Görüntü İşleme ve Tespit Yapma

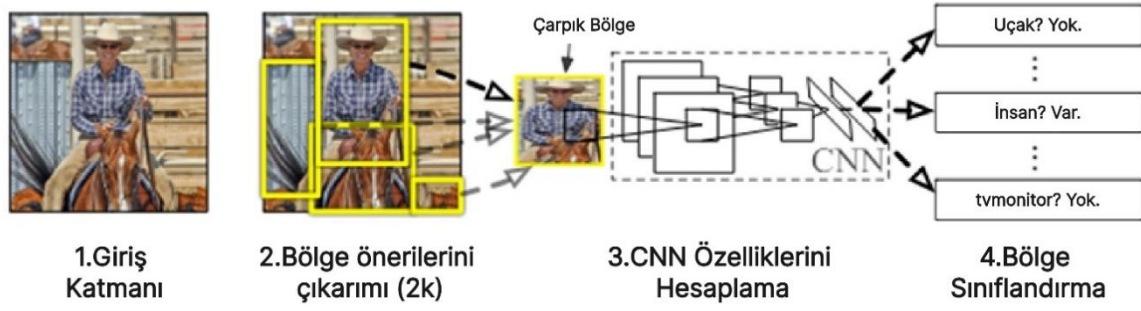
Görüntü işleme ve tespiti yapmak verilerin doğru işlenmesi ile mümkündür. Bu sebeple görüntü işleme teknolojileri için derin öğrenme yöntemlerinin kullanılması için büyük bir veri setine ihtiyaç duyulmaktadır. Verilerin çokluğu algoritmaların doğru çalışma oranını arttırmaktadır. Görüntü sınıflandırma işlemi, genellikle bir görüntüdeki nesnenin tahmini

üzerine çalışmaktadır. Nesne tanımlama ise nesnenin görüntünün neresinde olduğu ve kapladığı sınırların tespiti ile gerçekleşmektedir.



Şekil 2.6. Faster R-CNN modelinin akış diyagramı

Günümüzde görüntü işleme ve video işleme alanlarında en yaygın olarak R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, Mask R-CNN ve SSD mimarileri yaygın olarak kullanılmaktadır. R-CNN bölge önerisi yaklaşımını kullanan en temel modelidir. Aynı zamanda, R-CNN algoritmalarının Fast R-CNN, Faster R-CNN ve Mask R-CNN gibi geliştirilmiş modelleri de bulunmaktadır. Bu modeller içerisinde görüntü ve nesne tanımlama için genel başarımı itibarıyla en iyi model Faster R-CNN'dir (Redmon vd., 2016).



Şekil 2.7. Nesne algılama sistemine genel bakış (Girshick vd., 2014)

Şekil 2.7’de verilen bu işlem için derin öğrenmede R-CNN modeli algoritması tasarlanmıştır (Girshick vd., 2014). Şekil 2.7’de görülen örnekte nesne algılama dört bölümden oluşmaktadır. İlk olarak, görüntünün verildiği temel nesnenin olduğu bölüm daha sonra nesnelerin ve özellikli alanların tanımlandığı nesnelerin seçildiği ikinci bölüm ve sonrasında eğitilen algoritmanın doğrultusunda yapılan karşılaştırmalar ve son olarak sonuç kısmı sunulmaktadır. Bu işleyiş biçimi görüntü işleme prensibin çalışma şeklini ifade etmektedir. Görüntü işleme teknolojileri nesne tespiti yaparken dört temel başlık ile sınırlandırılmaktadır. Bunlar sınıflandırma, etiketleme, algılama-tespit etme ve segmentasyondur.

2.3.1. Sınıflandırma

Evrişimsel Sinir Ağları (CNN) kullanarak nesneleri sınıflandırmak mümkündür. Bunu yapabilmek için günümüzde birçok farklı algoritma geliştirilmiştir. Algoritmaların çoğu CNN temelli çalışmaktadır. Bu tez çalışmasında YOLO algoritması nesne tespit etmek ve sınıflandırmak için kullanılacaktır.

2.3.2. Etiketleme

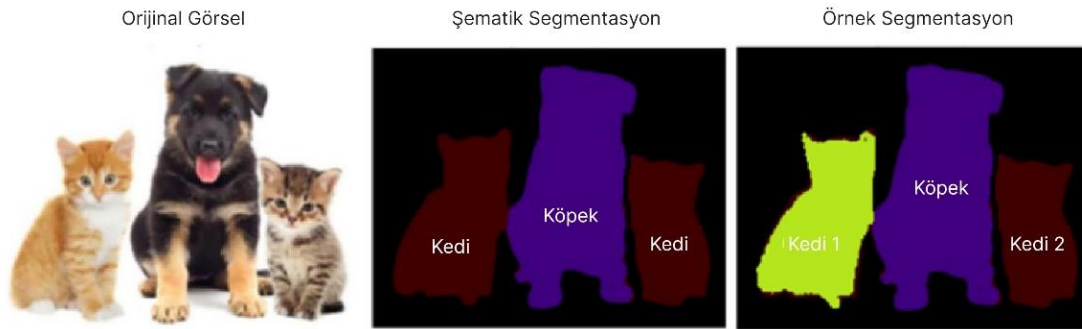
Nesne etiketleme, belirli bir görüntü için birden fazla nesneyi tanımlayabilen bir sistemdir. Nesne sınıflandırmanın aksine, bu işlem etiketleme sırasında görüntüye karşılık gelen en iyi sınıfları tanımlamaya çalışan bir sistemdir. Etiketleme, görüntü tanımlama ve algoritma eğitimi için veri seti oluşturan önemli bir adımdır. Bu çalışmada etiketleme yapabilmek için Roboflow uygulaması kullanılacaktır.

2.3.3. Algılama ve tespit etme

Nesne algılama, dijital görüntülerde ve videolarda belirli bir sınıftaki nesnelerin örneklerini tespit etmeye yardımcı olan bir görüntü işleme teknolojisidir. Bir nesnenin sınıflandırılması ve yerleştirilmesi işlemine nesne tespiti denir. Nesnenin konumu bulunduğunda, etrafına karşılık gelen doğruluğa sahip bir sınırlayıcı kutu konur. Nesnenin karmaşıklığına bağlı olarak, algılama için sınırlayıcı kutu açıklaması, anlamsal bölümler ve anahtar nokta açıklaması gibi teknikler kullanılır.

2.3.4. Segmentasyon

Nesne segmentasyonu, büyük nesneler için depolama ve kaynak kullanımını iyileştirmek amacıyla bir nesneyi daha küçük sabit boyutlu nesnelere bölme işlemidir. Segmentasyon bir görüntüdeki nesneleri en yakın piksele yerleştirmeye çalışan algılama görevi olarak tanımlanabilir. Kutuları nesnelerin etrafına hizalamak yerine, bir algoritma her sınıfa ait tüm pikselleri tanımlar.



Şekil 2.8. Segmentasyon örneği (URL-5)

2.4. Bir Tespit Yöntemi Olarak Derin Öğrenme

Bölüm 2.3'te ifade edilen şekilde derin öğrenme algoritmalarının çalışma prensipleri değerlendirildiğinde mimarlık alanında binaların görüntülerini analiz etmek ve bunları mimari tarz veya tarihi dönem gibi belirli özelliklere göre otomatik olarak sınıflandırmak için derin öğrenme algoritmaları kullanılması mümkündür.

Çalışmada yapılması hedeflenen yaş ve stil tespiti için günümüzde yaygın olarak kullanılan

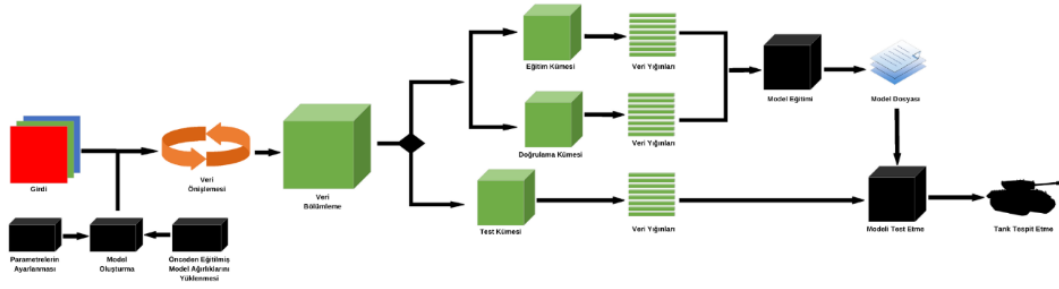
manuel yöntemler yerine derin öğrenme algoritmalarını kullanmak birçok fayda sağlamaktadır. Bunların başında en önemli faktörlerden biri hızdır. Çalışma bir algoritma ile eğitim modeli oluşturarak sürdürülebilir ve geliştirilebilir bir tespit sistemi sunmaktadır. Bu sayede bilgilerin herhangi bir şekilde arşivde ya da farklı bir depolama alanında tutulmasına gerek kalmadan bilgiye erişimin hızlıca sağlanabildiği bir dijital kütüphane oluşmaktadır. Bunun yanı sıra verilerin geliştirilebilir olması ve açık kaynaklı erişim modeli ile çalışma gelecek nesillere çok boyutlu bir şekilde aktarılabilir bir format halinde kalacaktır. Bunun en değerli faydası ise geçmiş bilgilerin ve eğitimlerin kalıcı olması ve sürdürülebilir bir şekilde saklanabilmesidir (Siountri ve Anagnostopoulos, 2023).

Tespit yapmaya yönelik kullanılacak olan derin öğrenme algoritmaları mimari kavramların anlaşılabilirliği ve algoritmanın çalışma şekli ile uyumlu hale getirilmelidir. Bunu sağlayabilmek için seçilen derin öğrenme algoritma modelini mimari kavramları tespit etmeye yönelik veriler ile eğitmek gerekmektedir. Günümüzde görüntü işleme teknolojisi için kullanılan birçok farklı algoritma bulunmaktadır. Histogram of Oriented Gradients (HOG), Region-based Convolutional Neural Networks (R-CNN), Region-based Fully Convolutional Network (R-FCN), Single Shot Detector (SSD), Spatial Pyramid Pooling (SPP-net) gibi farklı algoritmalar bulunmaktadır. Tespit yapabilmek için kullanılacak olan You Only Look Once (YOLO) algoritması nesneleri ve görüntüler üzerinde tanımlanmış olan birimleri gerçek zamanlı ve hızlı bir şekilde algılayabilen bir algoritmadır, bu nedenle belirlenecek olan kılavuz yapıların görselleri üzerinde dönem özelliklerini en iyi yansıtan mimari öğeleri tespit etmek için kullanılacak algoritma olarak seçilmiştir.

2.4.1. YOLO Training

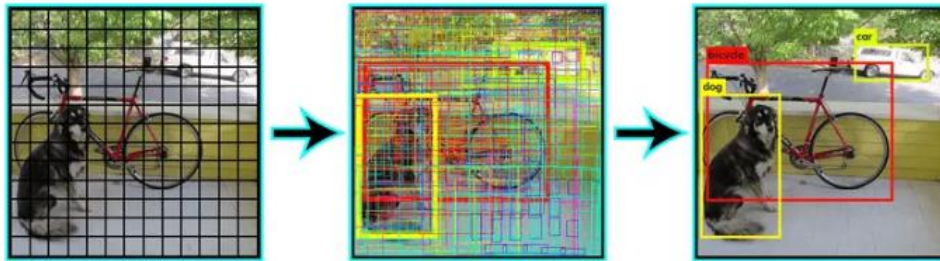
Görüntü üzerinden tespit yapabilmek için kullanılan algoritmalar teknolojik gelişmelerin etkisi ile çok çeşitli imkânlar sunabilmektedir. Farklı algoritmalar farklı sonuçlar vermektedir. Tez çalışmasında kullanılacak YOLO (You Only Look Once) algoritması, gerçek zamanlı olarak ya da herhangi bir görüntüdeki birden fazla nesnenin tespit edilmesini sağlamaktadır (Wang vd., 2022). You Only Look Once (YOLO), Redmon vd. tarafından 2016 yılında önerilen CNN tabanlı gerçek zamanlı bir nesne tanıma algoritmasıdır. Nesne algılama probleminde; görüntü pikselleri, sınırlayıcı kutu koordinatları ve olasılık sınıflarını tek bir regresyon sorunu olarak çözümlemektedir (Şenkal ve Alaçam, 2022).

Algoritmanın çalışma yöntemi konvolüsyon sinir ağları (CNN) kullanarak görüntüdeki nesneleri birbirinden ayırt etmektedir. YOLO algoritması, görüntüyü küçük parçalara bölerek bu parçaları CNN ile taramakta ve nesne ya da tanımlı bir kavram olarak tanımlanabilecek herhangi bir özellik bulunması durumunda parçayı işaretlemektedir (Wang vd., 2022).



Şekil 2.9. YOLO mimarisinin akış diyagramı (Wang vd., 2022)

YOLO Algoritması diğer algoritmalarla oranla daha hızlı tahmin yapabilmektedir. Algoritma görsel olarak tek bir CNN (Convolutional Neural Network, Evrimsel Sinir Ağı) uygulayarak, Şekil 2.9’da görüldüğü gibi algoritma görseli ızgaralara bölmektedir, belirlenen nesne ya da görsel üzerinde tanımlı alanı sınırlayıcı kutular ile işaretler ve ilgili nesne ile ilgili güven puanı tahminini her ızgara için hesaplar, belirlenmiş sınırlayıcılar doğrultusunda tahmin edilen nesne ile ilgili puanlama yapar ve sonuç verir (Shinde vd., 2018).



Şekil 2.10. YOLO mimarisinin çalışma diyagramı (Shinde vd., 2018)

YOLO algoritması, temel olarak görüntüleri öğrendikten sonra belirli sınıflara ve kategorilere göre puanlama yapmaktadır. Şekil 2.10’da görüldüğü gibi algoritma nesneyi ya da tanımlı görseli, eğitim sürecinde tanımlanmış ve öğretilmiş hali ile içerik olarak saklı tutar ve öğrenmiş olduğu nesne ya da tanımlı görselin farklı versiyonları ile karşılaştırmasını

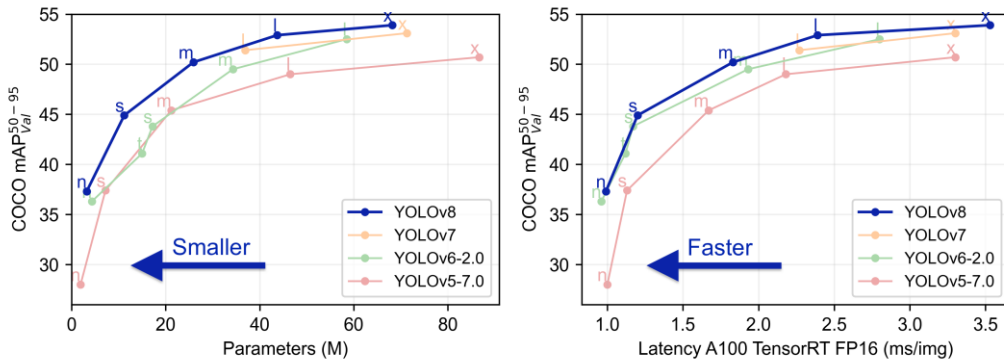
yaparak puan verir. Puan ne kadar yüksek ise algoritma tahminini o kadar doğrudur. Algoritma nesnenin ya da tanımlı görselin eğitim setinde nitelikli eğitimi ile en iyi sonuçları sunmaktadır yani algoritma ne kadar net ve sade eğitilirse o kadar doğru sonuç vermektedir.



Şekil 2.11. YOLO mimarisinin puanlama sistemi (URL-14)

YOLO algoritması artan bir iyileştirilme için geliştirilmiş bir algoritmadır. Kendini devamlı olarak geliştirebilmektedir. Nesnelerin doğru ve hızlı bir şekilde tespit edilmesi algoritmanın doğru ve iyi bir şekilde çalışması ile paraleldir. Nesneler ya da görseller eğitim sırasında veri seti çeşitliliği de önemlidir. Eğitimlerde ne kadar fazla farklı açılardan ve tarzlarda veri seti sunulur ise eğitimler o kadar başarılı sonuçlanmaktadır (Şenkal ve Alaçam, 2022).

YOLO Algoritmasının birçok versiyonu bulunmaktadır. Bu tez çalışmasında kullanılacak olan versiyon YOLOv8'dir. YOLOv8 sürüm olarak en stabil ve etkili sonuçları verebilecek şekilde tasarlanmıştır. Bu sayede çalışmanın doğruluk oranını arttırmak mümkündür (Wang vd., 2023).



Şekil 2.12. YOLO algoritmasının versiyonları (URL-10)

YOLO algoritması Darknet sinir ağı modelini kullanır ve Darknet, C ve CUDA'yla yazılmış açık kaynaklı bir sinir ağı çerçevesidir. Hızlı ve kurulumu kolay bir algoritmadır ve aynı zamanda CPU-GPU hesaplamasını destekler. (Yıldırım ve Çağıl, 2020). Bu nedenle Google Colaboratory kullanıcılara sağladığı CPU-GPU desteği ile YOLO algoritmasını kullanırken fayda sağlayacak bir diğer arayüzdür.

2.4.2. Roboflow ve Google Colaboratory

Google Colaboratory (Colab), çalıştırılabilir Python kodunu kullanabilen ve zengin metni grafikler, resimler, HTML, LaTeX ve daha fazlasıyla birlikte Google Drive'da depolanan tek bir belgede birleştirmenize olanak tanıyan bir veri analizi ve makine öğrenimi aracıdır. Google Colab aynı zamanda bir Jupyter not defteri hizmetidir. Google Colab özellikle makine öğrenimi, veri bilimi ve eğitim için uygundur. Tez çalışmasında kullanılacak olan YOLO algoritması yoğun GPU gücüne ihtiyaç duymaktadır. Bu nedenle birçok yazılım dilini barındırabilen açık kaynak erişimli Google Colab, çalışmanın GPU gücünü sağlamak ve Python yazılım dilini derin öğrenme algoritmasının eğitiminde rahatlıkla kullanabilmek için çalışma kapsamında önemli bir hizmettir.

Roboflow algoritmaların veri setlerini oluşturmak, verileri etiketlemek-tanımlamak ve bu veri setlerini algoritmalara aktarabilmek için tasarlanmış bir arayüzdür. Tez çalışmasında veri setlerini hazırlamak etiketlemek ve sınıflandırmak için kullanılacaktır. Daha sonrasında ise hazırlanmış olan veri setleri Google Colab'e aktarılacaktır.

Google Colab ve Roboflow birbiri ile entegre bir şekilde çalışabilmekte aynı zamanda tez çalışmasında kullanılacak derin öğrenme algoritması YOLO ile de uyumlu bir şekilde çalışmakta olduğu için tercih edilmiştir.

3. ARAŞTIRMA YÖNTEMİ

Yapay zekâ gelişimi son zamanlarda tüm sektörlerde hız kazanmış ve popüler bir terim olarak hayatımızda yer edinmiştir. Mimarlık alanında yapılacak olan bu derin öğrenme algoritmalarını kapsayan yapay zekâ temelli çalışmada benzer teknolojileri kullanan birçok literatür örneği bulunmaktadır. Bu örnekler mimarlık disiplinin dışında sağlık, mühendislik, inşaat ve sanat alanları dahil birçok farklı alanda da yer almaktadır.

UNESCO, 2021 yılında yayımladığı "Yapay Zekâ Etik İlkeleri Tavsiyesi" kapsamında, yapay zekâyı kültürel mirasın korunması ve belgelenmesinde önemli bir araç olarak tanımlamıştır. YZ, tarihi yapıların dijital ortamda modellenmesi, restorasyon projelerinin planlanması ve kaybolan kültürel değerlerin yeniden canlandırılması gibi alanlarda kritik roller üstlenmektedir. Bu süreçlerde, etik ve kapsayıcılık ilkeleri doğrultusunda, yerel toplulukların değerlerine saygı gösterilmesi ve kültürel çeşitliliğin desteklenmesi öncelik olarak belirlenmiştir. Aynı zamanda ICOMOS, yapay zekâ ve dijital teknolojilerin kültürel mirasın korunmasındaki rolüne odaklanmaktadır. YZ, tarihi yapıların dijital belgelenmesi, restorasyonu ve kaybolan değerlerin yeniden canlandırılması ile ilgili özellikle görüntü işleme teknolojileri konusunda önemli araçlar sunmaktadır. Ayrıca, ICOMOS, Avrupa Kültürel Miras için Dijital Bulut girişimi (ECHOES projesi) ile iş birliği yaparak açık bilim ve şeffaf yönetim ilkeleri doğrultusunda kültürel miras alanında dijitalleşmeyi ve bilgi paylaşımını desteklemektedir. Yapay zekâ (YZ), görüntü işleme süreçlerini dönüştüren güçlü bir araçtır. Bina tasarımı, yerleşim planlarının oluşturulması ve performans optimizasyonu gibi alanlarda kullanılan YZ, enerji verimliliği ve sürdürülebilirlik gibi mimari hedeflere uygun yenilikçi çözümler sunar. Günümüzde YZ sayesinde binaların yapısal davranışları simüle edilerek tasarımlar inşaat öncesinde test edilip geliştirilebilir. Özellikle üretken yapay zekâ araçları, belirli kriterler doğrultusunda (örneğin oda sayısı veya toplam alan) çok çeşitli tasarım seçenekleri oluşturur ve mimarların estetik, işlevsellik ve çevresel etkileri dengeleyen çözümler üretmesini sağlar. Bu teknoloji günümüzde, daha yaratıcı, verimli ve sürdürülebilir mimari çözümlemelere imkân sağlamaktadır (Yıldırım, 2022).

Yapay zekâ (YZ), günümüzün karmaşık mimarlık sektöründe, görüntü işleme süreçlerini hızlandırmak, verimliliği artırmak ve mimarların yeteneklerini genişletmek için büyük bir potansiyele sahiptir. YZ, geleneksel modelleme süreçlerini ekonomik örnek modellerle

değiştirerek hızlı karar alma süreçlerini desteklerken, tasarımcı sezgilerine entegre edilen araçlarla analitik olarak açıklanamayan süreçlere katkı sağlar. Mimari bilgi birikiminin tipolojilere göre sınıflandırılması bu bilgi birikiminden gelen büyük ve karmaşık veri kümelerini işleyerek, güncel mimarlık bilgisinin yaygınlaştırılmasını kolaylaştırmaktadır. Sonuç olarak, yapay zekâ, mimarlıkta tasarım ve uygulama süreçlerini iyileştirip otomatikleştirerek sektöre yenilikçi ve sürdürülebilir çözümler sunabilmektedir. Kendi kendini deforme eden bina cephelerinin tasarlanması ve gerçek zamanlı kat planı analizi gibi alanlarda da kullanılmaktadır.

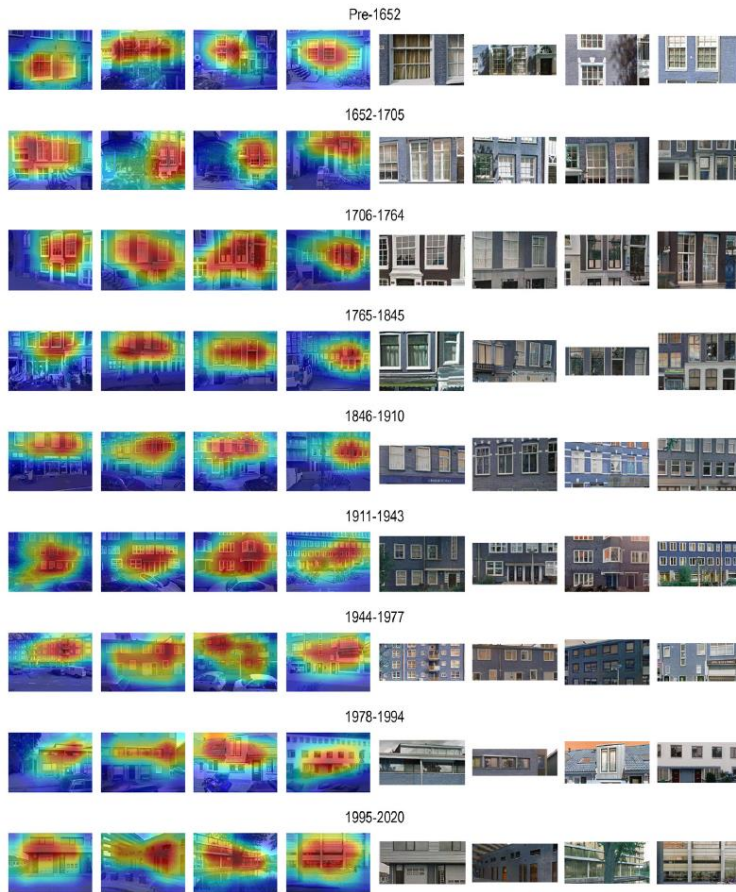
CNN mimarisi ile geliştirilen 2017 yılında yapılmış “Derin Öğrenme Teknikleri Kullanılarak Mimari Miras Görüntülerinin Sınıflandırılması” adlı çalışmada kültürel mimari eserleri derin öğrenme ve görüntü işleme teknikleri ile sınıflandıran ve daha sonra mimari eserlerin yapı elemanlarını veri seti haline getirerek bir mimari belgeleme, görsel tabanlı sınıflandırma yapılmıştır. Örnek olarak CNN mimarisi ile oluşturulan bu sınıflandırma uygulaması ile dijital dosyalama ve sınıflandırma yaparak insan hatalarını minimuma indirerek kamuya fayda sağlayan pratik bir sistem olarak çalışmaktadır (Llamas vd., 2017).

Table 1. Dataset samples of Cultural Heritage images used.

Category	Examples				
Altar (829 images)					
Apse (514 images)					
Bell tower (1059 images)					
Column (1919 images)					
Dome (inner) (616 images)					
Dome (outer) (1177 images)					

Şekil 3.1. Yapı elemanları veri seti örneği (Llamas vd., 2017)

Diğer bir örnek ise 2022’de Sun vd.’nin, Amsterdam şehrinde çalışmış oldukları farklı zamanlarda yapılmış konutların belirli dönem özelliklerine göre görüntü işleme teknolojisi ile cephe elemanları üzerinden yaş ve stile göre sınıflandırma ve bir tespit çalışmasıdır. Çalışmada yapıların dönemlerine göre pencere özelliklerinin ayrıştığı ve değiştiği gözlemlenmiş ve bu yönde bir derin öğrenme algoritması geliştirilmiştir. Sonuç olarak ise yapıların fotoğrafları üzerinden dönem özellikleri belirlenmiş ve algoritma eğitimi ile yaş tahminleri yapılmıştır. Daha sonra benzer dönem özelliklerinin görüldüğü farklı noktalarda test edilmiştir. Bu çalışma özellikle geçmiş yapıların öne çıkarılması ve belgelenebilmesi adına çok önemlidir. Belgelemenin yanı sıra stil ve tarihsel dönem olarak benzer yapıların ortaya çıkmasında da önemli bir adımdır (Sun vd., 2022).

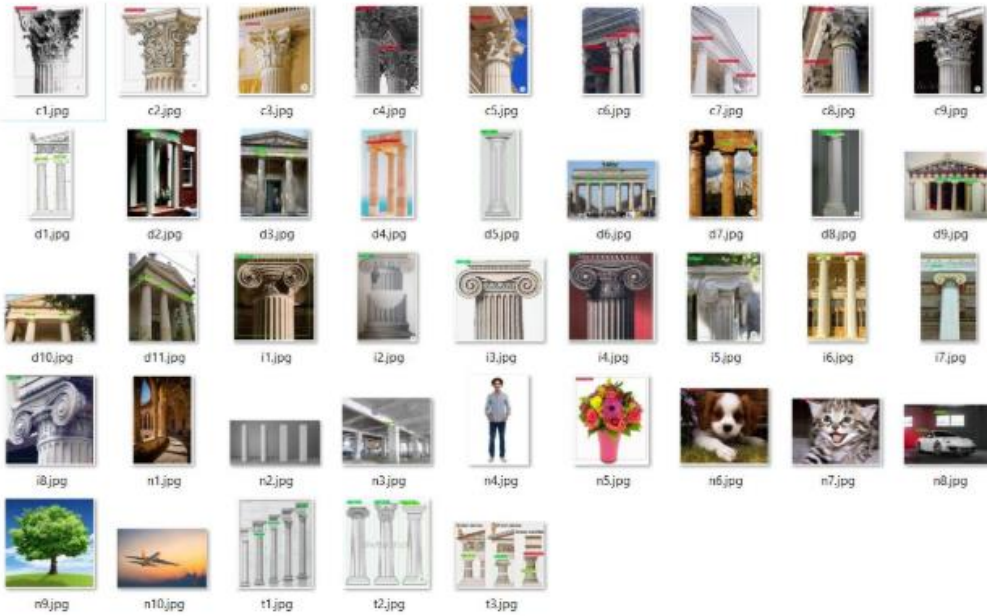


Şekil 3.2. Amsterdam yapılarının veri setleri ve sınıflandırması (Sun vd., 2022)

Aynı yöntem kullanılarak benzer olan bir başka çalışma olan 2023 yılında çalışılmış “Atina’daki Kültürel Miras Binalarının Sınıflandırılması Derin Öğrenme Tekniklerini Kullanmak” adlı makalede derin öğrenme modelinin, kültürel mirasa sahip binaların görüntülerinden oluşan geniş bir veri seti üzerinde eğitilebileceğini ve daha sonra daha önce

görmediği yeni binaları doğru bir şekilde tanımlayıp sınıflandırabileceğini ifade etmektedir. Çalışma amaç olarak ise daha önce keşfedilmemiş ya da tanımlanmamış yapıların tanımlanması ve sınıflandırılarak belgelendirilebilmeyi hedeflemiştir (Siountri ve Anagnostopoulos, 2023).

Türkiye’de ise bir başka örnek olarak Habibe Şenkal ve Sema Alaçam’ın 2022 yılında yaptıkları “Derin Öğrenmeye Dayalı Nesne Tanıma Modeli: Antik Yunan Sütunları” adlı çalışmada YOLO algoritmasının dördüncü versiyonu ile görüntü işleme teknolojilerinden yararlanarak Yunan kolonlarının tipolojilerini tespit etmek üzere bir derin öğrenme modeli kullanılmıştır. Dönemin farklı birçok stilinde kolonlar Şekil 3.3’te görüldüğü şekilde veri seti olarak algoritmaya tanıtılmış ve üç farklı kolon tipini sınıflandıracak şekilde tespit yapılmıştır (Şenkal ve Alaçam, 2022).



Şekil 3.3. Yunan kolonlarının tespiti için veri setleri (Şenkal ve Alaçam, 2022)

Çalışmanın yöntem bağlamında bu tez çalışmasına benzer eğitim modeli ve veri seti kullanıyor olması ve tarihi bir bölgede aynı zamanda belgeleme ve tespit yapıyor olması bu tez çalışmasının ilerleyişi ve doğrulanabilirliği bakımından önemli ve değerlidir. Çalışmanın en değerli faydalarından birisi yapmış oldukları tespitlerden elde ettikleri bulguların derin öğrenme ve mimarlık bağlarının ilerleyişini ortaya çıkarmasıdır. Çalışma derin öğrenme algoritmaları ile yapılan görüntü işleme ve obje test etmek gibi kavramların mimarlık disiplininde ne tür zorluklar ile karşılaşabileceğini ifade etmektedir.



Şekil 3.4. Atina’da algoritmaya tanıtılan tarihi yapının cephe elemanları (Siountri ve Anagnostopoulos, 2023)

Derin öğrenme algoritmaları ile yapılacak olan mimari dönemleri kapsayan bu tez çalışmasında, mimarlık alanının teknolojik gelişmeler ile birlikte multidisipliner bir bakış açısı ile çalışmasını hedeflemiştir. Bu sebeple Ankara kenti geçmişi itibari ile göz önüne alındığında dönem aralıklarını belirlemek ve çalışmak için nitelikli bir örnektir.

Tez çalışmasında kullanılacak olan yöntem iki aşamadan oluşacaktır. Öncelikli olarak çalışmanın konu alanı olan Ankara ilinin mimari geçmişini içeren önemli akımlar ve olaylar doğrultusunda kronolojik olarak belirlenmiş belirli sınırlayıcıları ve yapıları belirlenecektir. Daha sonrasında oluşturulan bu sıralama ve belirlenen kılavuz yapılar veri seti halinde çalışmanın uygulamasının yapılması için cephe elemanları ön planda olacak şekilde görseller halinde derin öğrenme algoritmasına sunulacaktır. Bu aşamalarda en önemli etmenler literatür ve kapsam olarak çalışmanın eğitim setine en doğru şekilde sunulmasıdır. Bunu sağlayabilmek için çalışmanın literatür araştırmalarından elde edilen bilgilerinin sade

ve anlaşılabilir bir şekilde sınıflandırılmasının yapılması gerekmektedir. Çalışmanın Cinnah Caddesi üzerinde yer alan yapılar üzerinde test edilmesi öngörülmektedir ancak veri setleri hazırlanırken Türkiye'nin mimari tarihsel gelişimlerinin belirgin ve öne çıkan temsilci yapılarına da yer verilmiştir. Bu noktada en önemli amaç yapıların yaş ve stil tespitini yapabilmek için gerekli olan tarihsel altyapıyı ve kurguyu algoritmaya sunabilmek ve tespit aşamasında çeşitlilik sağlamaktır.

4. ÇALIŞMA ALANI

Ankara birçok önemli tarihi olaya şahitlik etmiş, özellikle mimari olarak Cumhuriyet'in kuruluşundan doğan etkileri ve erken dönem Türkiye'yi yaşamış bir kenttir. Çalışmanın uygulamasının yapılması için seçilen il Ankara ve bölge de Çankaya, Cinnah Caddesi'dir. Bu bölgenin seçilmesinin ana sebebi bölgede potansiyel olarak korunmaya ve tanımlanmaya ihtiyacı olan birçok değerli yapının bulunmasıdır (Özalp, 2016). Cadde gelişimine önemli katkıları bulunan önemli akslardan Atatürk Bulvarı, 1930'larda Ankara'nın başkent olmasından sonra şehirdeki modernleşmenin simgesi haline gelmiştir. Bu bulvarın gelişimi, çevresindeki prestijli bölgelerin, özellikle Cinnah Caddesi'nin, daha fazla değer kazanmasına yol açmıştır. Atatürk Bulvarı'nın sunduğu ekonomik canlılık ve ulaşım kolaylıkları, Cinnah Caddesi'ni lüks konutlar ve büyükelçilikler için cazip bir bölge yapmıştır. Aynı zamanda çalışma alanının tanımlayan Ankara'nın postmodern mimarisi, özellikle apartmanlar ve simgesel yapılar açısından, tasarımda çeşitliliği yansıtan ve modern işlevsellik ile estetik karmaşıklığı harmanlayan bir yaklaşımı ortaya koymaktadır ve çalışma alanının test edilmesi için uygun veri setleri sunmaktadır.

Ankara ili geçmişi bakımından farklı birçok türde mimari çeşitliliğe sahiptir ve Cinnah Caddesi, Ankara'nın yakın dönem sivil mimari öğeleri barındıran değerli bir akstır (Şumnu, 2018). Bu nedenle çalışma alanının uygulamasının yapılması için pilot bölge olarak bu aks seçilmiştir. Uğur Tanyeli ve Mine Kazmaoğlu'nun, 1977'de Yapı Dergisi'ndeki "Ankara'da Olumlu Mimari Gelişmeler" başlıklı yazılarında, Ankara'daki mimari kalitenin, tarihsel, tasarımsal, teknolojik ve sosyoekonomik nedenlerini kısaca açıklarken Ankara'yı çeşitli denemelerin bir arada yürütüldüğü "adeta bir mimari laboratuvar" olarak nitelendirmişlerdir (Tanyeli ve Kazmaoğlu, 1977). Bu bağlamda değerlendirdiğimizde çalışma konusunun seçildiği il olan Ankara özellikle Türkiye Cumhuriyeti'nin kuruluş aşamasından bu zamana kadar mimari tüm süreçleri gözlemlenebilen bir kenttir.

4.1. Ankara'nın Mimari Kimliğine Etki Eden Dönemler

Türkiye'nin yaşamış olduğu mimari akımlar ve önemli olayları Ankara ili sınırları içerisinde değerlendirilerek, literatüre geçen Ankara kent kimliğinde yer etmiş yapıların inşa edildiği tarih aralıklarının belirlenmesi ve öne çıkan cephe elemanlarından ve mimari

değişimlerinden bahsedilecektir. Bu bölüm derin öğrenme algoritmalarının eğitiminin yapılabilmesi için oluşturulacak veri setlerinin nitelikli bir şekilde hazırlanabilmesinin ilk adımıdır. Veri setlerini doğru bir şekilde eğitebilmek için sade ve anlaşılabilir bir şekilde sınıflandırılma yapılacaktır. Belirlenmiş olan dönemlerin ve olayların mimari özellikleri derin öğrenme algoritmalarının çalışma prensipleri sebebi ile göz ile algılanabilen cephe elemanları çerçevesi ile sınırlı tutulmuştur.

Bu bölümde Ankara ili başta olmak üzere tüm Türkiye’de önemli olarak görülen literatüre geçmiş mimari dönemler ve akımlar kronolojik olarak sıralanmıştır. Sıralama yapmanın amacı dönemlerin belirli mimari özelliklerini öne çıkaracak şekilde veri seti haline getirmek ve tez çalışmasının asıl amacı olan binaların yaş ve stil tespiti çalışmasını yapabilmektedir. Kronolojik sıralamanın yanı sıra belirlenmiş olan akım ve dönemlerin önemli mimari isimleri, mimari yapıları ve mimari cephe elemanları da tanımlanmıştır.

Derin öğrenme algoritmaları çalışma mantığına göre herhangi bir görsel ya da nesne ile eğitim yapılabilecek bir şekilde tasarlanmıştır ancak mimarlık alanında yapılacak olan bu çalışmada net stil arayışları yerine zaman aralıklarına göre belirlenmiş bir sınırlama verilmiştir. Bu bağlamda verileri oluşturabilmek ve kılavuz yapıları seçmek için belirli dönem aralıkları seçilmiştir. Bu dönemleri temsil eden kılavuz yapı olarak adlandırdığımız bu rehber yapılar çalışmanın sürdürülebilir olmasını sağlayacaktır. Derin öğrenme algoritmasının çalışabilmesi için gerekli olan veri seti hazırlığında yer alacak kılavuz yapıların, eğitimin başarılı ve doğru sonuçlar verebilmesi için döneminin mimari özelliklerini anlaşılabilir bir şekilde yansıtmaları gerekmektedir (Sun vd., 2022). Bu sebeple bu yapılar seçilirken yapıların cephe elemanlarının geçmiş dönemlerden kalan mimari özelliklerinin özgün ve iyi korunmuş olmasına dikkat edilmiştir. Yapıların mimari elemanlarını niteleyerek dönem özelliklerini vurgulayacak şekilde bir veri seti hazırlanmıştır. Bu sayede yapıların stillerini ve yaş tahminlerini yapmak doğrulanabilir bir şekilde mümkün olacaktır. Çalışmanın kılavuz yapıları, birer veri seti haline geldiğinde eğitim modelinin adeta bir rehber dönüşmesini sağlayarak pilot bölgede çalışmayı uygulamak için doğrulanabilir bir sistem oluşturacaktır.

Çalışma için veri seti hazırlarken belirlenmiş olan kılavuz yapılar için özellikle değişimler ya da yıkılmış olan bazı örnekler için internet üzerinden erişilen kaynaklar doğrultusunda görsellere ulaşılmış ve bu kaynaklar doğrultusunda eğitim için yapıların cephe görüntüleri

ya da çizimleri kullanılmıştır. Bunun yanı sıra günümüzde hala korunan örnekler cephe elemanlarını kapsayacak şekilde yerinde fotoğraflama yapılmış ve “Google Street View” uygulaması üzerinden görseller veri setlerine dahil edilmiştir. Pilot bölge olarak çalışmanın test edileceği Cinnah Caddesi üzerinde ise eğitim sırasında da kullanılacak olan bazı yapıların görselleri yerinde fotoğraflanmıştır.

Tez çalışmasında derin öğrenme modelinin eğitimi için Türkiye’nin önemli mimari akımları, dönemleri ve olaylarının bir kronolojik sıralamasının yapılması ile beraber tüm bu süreçlerin özellikle cephe elemanları ve kompozisyonları üzerinden incelemesinin yapılması hedeflenmektedir. Belirlenecek olan cephe özelliklerine paralel olarak dönem özelliklerini barındıran, döneme önemli ait kılavuz yapılar belirlenmiştir. Her bir dönem için cephe elemanlarını niteleyecek şekilde ayrı ayrı tablolar oluşturulmuş ve tüm dönem özelliklerini ifade eden yapılar kronolojik olarak tablolara eklenmiştir, mimari dönemlerin başlıkları altında Türkiye’nin mimari kimliği ve modern mimari miras birikimini ifade eden cephe özellikleri kılavuz yapıları ile birlikte sunulmuştur.

Cumhuriyet öncesi-Tanzimat Dönemi mimarlık 1839-1910

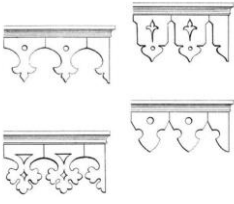
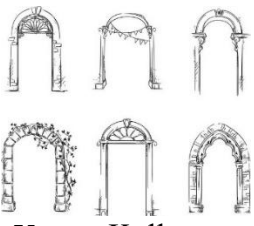
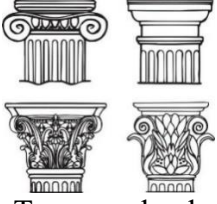
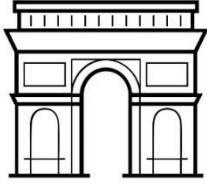
Osmanlı döneminin sonlarına doğru mimari üretimlerde 1839 yılındaki Tanzimat Fermanı ile batılılaşma etkileri görülmüştür. Batılılaşma etkisi ile yenileşme ve batıya olan ilginin getirdiği çeşitli arayışların olduğu bu dönem “Tanzimat Dönemi” olarak adlandırılmaktadır. Bu dönemde barok ve rokoko akımlarının özelliklerini taşıyan süsleme ve anıtsallığın ön planda olduğu karmaşık yapılar üretilmiştir (Şahin, 2022).

Osmanlının son dönemlerini kapsayan tanzimat döneminde mimari olarak üretilen dönem yapılarında mermer kullanımının yanında ekonomik ve uygulaması kolay ahşap malzeme kullanımı görülmüştür bunun yanı sıra dönemin mimari olarak belirli özellikleri, taşıyıcı olarak uygun fiyatlı ve uygulaması kolay ahşabın cephelerde taşıyıcı olarak yatay bant şeklinde kullanımı, tekrar eden kemer ve açıklık kullanımı, malzeme olarak cephelerde mermer ya da granit kullanımı gibi unsurlara rastlanılmıştır (Akyürek, 2009).

Dönem özelliklerini taşıyan ve günümüze kadar korunmuş olan aynı zamanda tez çalışmasının da kılavuz yapıları olarak kullanılacak olan dönemin önemli mimari yapıları; İstanbul İtfaiye Teşkilatı Binası, Büyük Postane Binası, Maçka Silahhanesi-İTÜ İşletme

Fakültesi ve Büyük Postane Binası'dır. Bu yapıların ortak özellikleri Tanzimat Dönemi yapılarını özellikle cephe elemanları doğrultusunda dönem özelliklerini yansıtmaları ve de bu özelliklerin özgününe uygun bir şekilde korunmuş olmasıdır. Dönemin özelliklerini temsil eden ve dönemin önemli yapılarının mimarları Raimondo D'Aronco ve Alexandre Vallaury'dir (Aslanapa, 1986).

Çizelge 4.1. Cumhuriyet öncesi-Tanzimat Dönemi mimarlık 1839-1910

CUMHURİYET ÖNCESİ TANZİMAT DÖNEMİ MİMARLIK 1839-1910		
Dönemin Cephe Özellikleri		
• Barok ve rokoko akımı etkileri • Süsleme ve anıtsallık • Taşıyıcı ahşap bant detaylar • Kemer kullanımı, mermer ya da granit kullanımı		
Dönemin Kılavuz Yapıları	Kılavuz Yapıların Cephe Elemanları Analizi	
 İstanbul İtfaiye Teşkilatı Binası Simon ve Sarkis Balyan	 Çini ve Süsleme Kullanımı	 Kemer Kullanımı
 Büyük Postane Binası Vedat Tek	 Mermer Kullanımı	 Tip Pencere Kullanımı
 Maçka Silahhanesi - İTÜ İşletme Fakültesi Simon ve Sarkis Balyan	 Taşıyıcı olarak süsleme Kullanımı	 Anıtsal Biçim

Birinci Ulusal Mimarlık akımı 1910-1930

Birinci Ulusal Mimarlık akımı çeşitli kaynaklarda farklı tarihlerde sınırlandırılmış olsa da genel bir sınırlama yapmak gerekir ise 1908’de 2. Meşrutiyet ile birlikte gelişen milliyetçilik arayışları ile birlikte gündeme gelmiş ve 1910-1930 yılları arasında sürmüş, Türkiye’nin en önemli akımlarından birisi olarak literatürde yer almıştır.

Birinci Ulusal Mimarlık Hareketi, 1910’ların başında Türk mimarlık anlayışında köklü değişiklikler başlatmış ve Ankara’nın Cumhuriyet dönemi kimliğini şekillendiren önemli bir etkidir. Bu dönemde, özellikle Ankara’da yapılan kamu binaları, geleneksel Türk mimarlık unsurlarıyla modernizmin izlerini birleştirerek, yeni bir ulusal kimlik yaratma amacını taşımıştır. Birinci Ulusal Mimarlık klasik Osmanlı yapılarından aktarılan öğeler ve süslemelerle yüklü yeni bir mimarlık yaratmaya yönelik bir akımdır. Birinci Ulusal Mimarlık Osmanlı mimarlığına dayanan uluslarüstü bir seçmeciliğe sahiptir (Alsaç, 1992).

Birinci Ulusal Mimarlık Hareketi, Osmanlı İmparatorluğu’nun son döneminden Cumhuriyet’in ilk yıllarına geçişte, modern ve geleneksel öğelerin harmanlanarak ulusal bir kimlik oluşturulmasına olanak sağlamıştır. Ankara’da yapılan bu yapıların, aynı zamanda Türk toplumunun özgün kültürel değerlerini yansıtan bir mimari dil geliştirilmesine öncülük etmiştir.

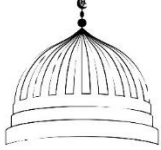
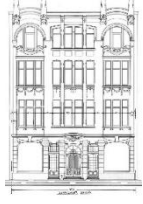
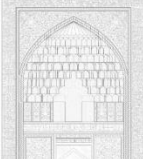
Akımın en öne çıkan özelliği yapılarda geometrik ve biçimsel olarak anıtsallık, geniş saçak kullanımı, her kat düzleminde farklı pencere kullanımı, ikiz ya da üçüz pencere düzeni kullanımı, cephe tasarımında simetri ve yalınlık, simetrik balkonlu giriş cepheleri ve kubbe kullanımının görülmesidir (Şahin, 2022).

Bu unsurların yanı sıra cephelerde çıkma ve bazı örneklerde süsleme, çini ve mukarnaslı başlık kullanımı gibi dini öğelerin sivil mimarlık yapılarında denendiği görülmüştür (Sözen, 1984).

Dönemin önemli isimleri, Arif Hikmet Koyunoğlu, Mimar Kemalettin ve Giulio Mongeri’dir, akım daha çok kamu yapılarında görülmüş, konut yapılarında farklı denemeler bulunsa da yoğunluklu olarak kamu yapıları üretilmiştir (Hasol, 2008).

Dönemin özelliklerini yansıtan çalışmanın da kılavuz yapıları olarak kullanılacak olan yapılar, Türk Ocağı Binası, 1. TBMM ve 2. TBMM Binası, Laleli Harikzedegan Apartmanı ve Ankara Palas Binası'dır.

Çizelge 4.2. Birinci Ulusal Mimarlık akımı 1910-1930

BİRİNCİ ULUSAL MİMARLIK 1910-1930		
Dönemin Cephe Özellikleri		
• Geometrik olarak anıtsallık • Geniş saçak kullanımı • Simetrik ve yalın cepheler • Yoğun kubbe kullanımı ve simetrik girişler • İkiz ya da üçüz pencere düzeni • Süsleme, çini, mukarnas başlık kullanımı		
Dönemin Kılavuz Yapıları	Kılavuz Yapıların Cephe Elemanları Analizi	
 Laleli Harikzedegan Apartmanı Mimar Kemalettin	 Kubbe Kullanımı	 Simetrik Cephe
 Ankara Palas Mimar Kemalettin Vedat Tek	 2-3'lü Pencere Düzeni	 Mukarnas Kullanımı
 2.TBMM binası Vedat Tek	 Çini ve Süsleme Kullanımı	 Geniş Saçak Kullanımı

Savaş dönemi modernizm etkileri 1935-1950

Bu başlık İkinci Ulusal Mimarlık akımı ve Birinci Ulusal Mimarlık akımının arasında 2. Dünya Savaşı etkileri ile Türkiye’de gerçekleşen mimari akımları ele almıştır. Türkiye 1930’lu yıllar itibari ile Birinci Ulusal Mimarlık akımının ardından modernizm etkisi altına girmiş adeta bir geçiş dönemi yaşamıştır (Şahin, 2022).

Bu dönemde Cumhuriyet ilkelerinin yayılması ve ulusal eğitim çalışmaları için halkevleri inşa edilmiş ve bu yapılarda cephelerde ve biçimde modernizm etkilerine çokça rastlanılmıştır (Sayar, 2004).

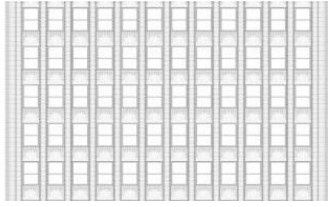
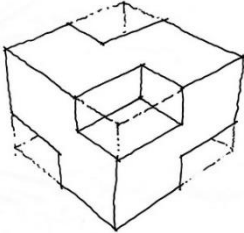
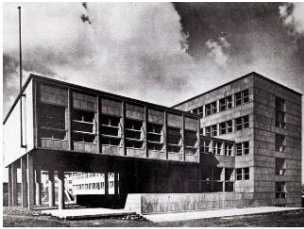
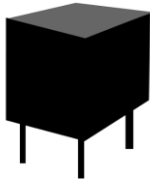
Savaş dönemi modernizm etkilerinin mimari özellikleri incelendiğinde bu dönemde inşa edilen yapıların ağırlıklı olarak simetrik plan düzenine sahip olduğu, yalın ve simetrik cephe kullanımının olduğu, kendini tekrar eden pencere düzenlerini olduğu ve neoklasik bir üslup takınarak anıtsal boyutta merdivenler ile anıtsal sütun girişler tasarlandığını görülmektedir (Hasol, 2008).

Bir başka görüş olarak kübik mimari olarak anılan bu dönem için beyaz renk kullanılarak oluşturulmuş küp şeklinde kütleler ile geniş teras, konsol ve düz çatı kullanımı da gözlemlenmiştir (Alpagut, 2009).

Dönemin en önemli örneklerinden biri 1934 yılında Şevki Balmumcu tarafından tasarlanmış daha sonrasında 1946 ile 1948 yılları arasında Opera Binası olarak Paul Bonatz tarafından yeniden projelendirilen Sergi Evi yapısıdır, yapı dikey ve yatay kütlelerden oluşan dengeli bir kompozisyona sahipken, düz çatısı, yatay şerit pencereleri, yuvarlak köşeleri ve saat kulesi ile Türkiye’de Avrupa modern estetiğini en iyi temsil eden modern yapı örneklerindendir (Sayar, 2004).

Türkiye’de savaş dönemi modernizmi temsil eden mimarlar, Paul Bonatz, Şevki Balmumcu ve Seyfi Arkan’dır. Derin öğrenme eğitimi için veri seti olarak kullanılacak kılavuz yapı olarak dönemi temsil eden önemli yapılar ise Sergi Evi binası ve İller Bankası yapılarıdır.

Çizelge 4.3. Savaş dönemi modernizm etkileri 1935-1950

SAVAŞ DÖNEMİ MODERNİZM ETKİLERİ 1935-1950		
Dönemin Cephe Özellikleri		
• Yalın ve simetrik cephe kullanımı • Kendini tekrar eden pencere düzenleri • Neo-klasik üslup • Anıtsal boyutta merdivenler ve anıtsal sütun girişler • Küp şeklinde kütleler • Geniş teras, konsol, düz çatı kullanımı		
Dönemin Kılavuz Yapıları	Kılavuz Yapıların Cephe Elemanları Analizi	
 İller Bankası Seyfi Arıkan 1937	 Tekrar Eden Cephe Düzeni	 Düz Çatı kullanımı
 Sergi Evi Paul Bonatz 1943	 Küp Biçimli Yapılar	 Anıtsal Merdiven Girişler
 Başbakanlık Binası Sedat Hakkı Eldem 1938	 Konsol kullanımı	 Tekrar Eden Pencereleler

İkinci Ulusal Mimarlık akımı 1939-1950

İkinci Ulusal Mimarlık akımı 1939-1950 yılları arasında görülmüştür (Şahin, 2022). Birinci Ulusal Mimarlık Osmanlı mimarlığına dayanan uluslarüstü bir seçmeciliğe ve çeşitliliğe

sahipken, İkinci Ulusal Mimarlık akımının dönemi simgelerini yalnızca Türkiye'nin ulusal sınırlarında Anadolu Selçuklularının biçim özellikleri ve Türk Evi gibi sivil mimarlık örneklerinin çeşitleri ile sınırlı kalmıştır (Alsaç, 1992).

Bu dönem Türkiye'deki önemli anıt yapılarının üretildiği bir dönemdir. Akımın mimari dönem özellikleri olarak öne çıkan belirgin özellikleri bulunmaktadır. Akımda tarihsel anlatımın ön planda tutulduğu kütle ve cephe tasarımları, geniş saçaklı çatı kullanımı ve malzeme olarak da taş kaplamalar kullanılmıştır (Şahin, 2022).

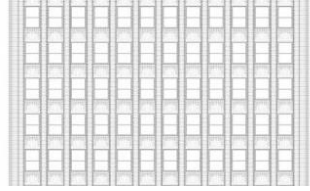
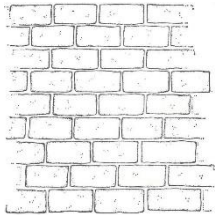
İkinci Ulusal Mimarlık akımında sivil mimari yapılarda biçimsel olarak geniş çatı saçaklarının kullanımı, fûruş kullanımı, giyotinli dikdörtgen pencere kullanımının yoğun olduğu görülmektedir. Planlamalarda ise Anadolu mimarisi özelliklerini taşıyan avlulu revaklı tasarımların ön planda olduğu gözlemlenmiştir. Akımda yerel malzeme kullanımına dikkat edilmiş bingi taşı kullanılmış ve yoğun olarak giriş cephelerinde, pencere ve kapı sövelerinde, balkon ve çıkmalarda destekleyici olarak kullanılmıştır (Özkut, 2017).

Dönemin bir diğer özelliği olarak yapıların kütle dillerinde cephe ve plan çözümlerinde modern bir anlayış benimsenmiş olsa da yapıların mimari sistemlerinde ve malzeme kullanımında geleneksel yöntemlerin tercih edilmiş olduğu görülmektedir. (Özkut, 2017).

Akım modern bir mimari anlayışı benimsemiş olmasına rağmen geleneksel yöntemler ile uyumlu bir ilişki kurmaya çalışmaktadır. Bu dönem Bruno Taut ve Sedat Hakkı Eldem'in öncülüğünde ilerlemiştir. İki mimarın dönemin karmaşık özelliklerini çeşitlendirdiği iki yapısı bulunmaktadır. İlki Ankara'da 1937 yılındaki Bruno Taut'un Dil ve Tarih-Coğrafya Fakültesidir. Yapı bölgesel motiflerden farklı olarak ayrıntı ve süslemelerde öne çıkarken; bir diğer yapı olan Sedat Hakkı Eldem'in 1944 yılında yapılmış İstanbul'daki, Fen Edebiyat Fakültesi, geniş saçakları, cumba ve sabit pencere oranlarıyla tasarlanmış, tüm kütle ve cephe düzenlemesinde algılanabilir bir orana sahip daha yalın bir yapıdır (Sayar, 2004).

Dönemin ünlü mimarları, Bruno Taut, Sedat Hakkı Eldem, Emin Onat, Vasfi Egeli ve Paul Bonatz'dır. Derin öğrenme eğitimi için kullanılacak olan dönemi ve dönem özelliklerini en iyi yansıtan mimari yapılar, Ankara Üniversitesi Dil-Tarih-Coğrafya Fakültesi Binası, İstanbul Üniversitesi Fen – Edebiyat Fakültesi Binası, İstanbul Radyoevi ve Çanakkale Şehitler Abidesi yapılarıdır.

Çizelge 4.4. İkinci Ulusal Mimarlık akımı 1939-1950

İKİNCİ ULUSAL MİMARLIK 1939-1950		
Dönemin Cephe Özellikleri		
• Anıtsallık • Geniş saçaklı çatı kullanımı • Taş kaplamalar ve Bingi taşı kullanımı • Furuş ve giyotinli bant pencere kullanımı • Geniş saçaklı çatı, pencere ve kapı etraflarında çerçeve kullanımı		
Dönemin Kılavuz Yapıları	Kılavuz Yapıların Cephe Elemanları Analizi	
 Ankara Üniversitesi Dil Tarih Coğrafya Fakültesi Bruno Taut 1940	 Anıtsal Biçim Kullanımı	 Tekrar Eden Cephe Düzeni
 İstanbul Üniversitesi Edebiyat Fakültesi Emin Onat ve Sedat Hakkı Eldem 1943	 Bant Pencere Kullanımı	 Pencere Kenarları Bingi Taş Kaplama
 İstanbul Radyoevi Doğan Erginbaş 1949	 Bingi Taşı Kullanımı	 İnsan Ölçeğini Aşan Biçim

Uluslararası üslup etkileri ve modernizm dönemi 1950-1965

1950’li yıllarda Avrupa ve liberal ekonomilerinin Türkiye’ye yansması ile birlikte İkinci Ulusal Mimarlık dönemi kapanmış ve Türk mimarlar dünya mimarlığı ile ilişki kurmaya başlamıştır. 1950 ve 1960’lı yıllar Türkiye için demokratik bir modernleşme dönemi olarak kalkınma ve gelişmelerin yaşandığı bir dönemdir (Kahraman, 2007).

Bu dönem deęiřen politikalar ile birlikte özel sektörde yeni geliřmeler yařanmıř, yeni yapı malzemeleri ve yeni bina tiplerinin geliřimi gözlemlenmiřtir (Tanyeli, 1998). Dönemin mimari özellikleri olarak modern bakıř açısı ile tasarlanan bu dönem yapıları Türkiye için önemli bir dönüm noktası olarak görölmektedir (Özorhon, 2008).

Dönemin mimari özellikleri incelendięinde bu dönemde çok katlı betonarme yapıların yapıldığı, aęırlıklı olarak cam ve metal ile kaplanmış řeffaf yapı ilkesi ile tasarımlar yapılmıřtır (Sayar, 2004). Cepheler ızgara (grid) sistem kullanımı, düz çatı ve net geometrik formlar ile oluřan kütle kullanımı görölmektedir (Tapan, 2007). Özellikle cephelerde yeni malzemelerin modern yorumlamaları ile farklı denemelerin yapıldığı bu dönem Türkiye modernizmi için önemli bir dönüm noktasıdır.

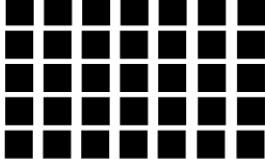
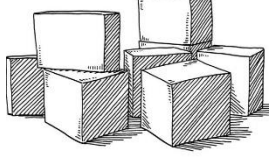
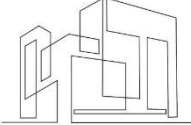
1950-1965 yılları arasında Ankara mimarisi, uluslararası üslup etkilerinden ve modernizm akımından yoğun bir řekilde etkilenmiř, fonksiyonel ve estetik açıdan çağdař bir anlayıř benimsenmiřtir.

Bu dönemde, betonarme yapıların yaygınlařması, minimalist tasarımlar ve açık plan düzenleri ile modernizmin izleri, řehre yeni bir kentleřme kimliği kazandırmıřtır. İlk kontrollü beton, özel kalıplı çıplak beton ve giydirme cepheler 1960’larda Ankara’da görölmüş, ilk giydirmenin mimarı Feyzan Baydar, üreticisi de Arçelik olmuřtur. Bu tarihten itibaren gerek inřaat malzemesi üretimi gerekse inřaat örgütlenmesi artmıř; sektördeki canlılık, 1970’li yıllardaki petrol krizinden kaynaklanan ekonomik krize kadar sürmüřtür (Elmalı řen vd., 2014).

Dönemi iyi ifade bir yapı olarak Cinnah 19 ve Türk Tarih Kurumu yapılarında ortak olarak gözlemlenen unsurlar, yapılarda insan ölçeęine yakın olma, yeni malzemeyi modern bir řekilde yorumlama, cephede farklı düzenler ve desenler kurmak, yeniyi aramak gibi özgün hareketlerdir (Özorhon, 2008).

Dönemi ünlü mimarları, Nejat Ersin, Behruz Çinici, Turgut Cansever, Ertur Yener, Reha Ortaçlı ve řevki Vanlı gibi isimlerdir. Bu dönemin özelliklerini en iyi yansıtan ve eęitim seti için kullanılacak olan yapıları ise Cinnah 19, Türk Tarih Kurumu, Karatepe Müzesi Kompleksi, ODTÜ Mimarlık Faköltesi, Ortaçlı Apartmanı ve Sakarya Hükümet Konağı gibi yapılarıdır.

Çizelge 4.5. Uluslararası üslup etkileri ve modernizm dönemi 1950-1965

ULUSLARARASI ÜSLUP ETKİLERİ VE MODERNİZM DÖNEMİ 1950-1965		
Dönemin Cephe Özellikleri		
• Çok katlı betonarme yapılar, • Cam-metal malzeme kullanımı, şeffaflık • Izgara cephe, grid cephe, düz çatı ve net geometrik formlu kütleler • İlk giydirme cephe denemeleri		
Dönemin Kılavuz Yapıları	Kılavuz Yapıların Cephe Elemanları Analizi	
 Türk Tarih Kurumu Turgut Cansever ve Ertur Yener 1951	 Düz Çatı kullanımı	 Çok Katlı Betonarme Yapılar
 Cinnah 19 Nejat Ersin 1957	 Izgara-Grid Cephe Düzeni	 Net Geometrik Formlar
 Karatepe Müzesi Kompleksi Franco Minissi ve Turgut Cansever 1961	 Şeffaf Cephe Düzeni	 Cam ve Metal Kullanımı

İmar kanunları, postmodernite, yeni malzemeler ve gelişimler 1965-1985

Türkiye’de ve dünyada 1960-1970’li yıllar modern mimarlığın sorgulanmaya başladığı zamanlar olmuştur. 1970’lerden sonra gelişen ve yenilenen yapım teknikleri ve malzemeler, yeni biçim arayışlarıyla beraber postmodernizme geçiş aşaması oluşturmuştur. Bu dönemde aynı zamanda yap-sat mantığının olduğu özellikle nüfus ile birlikte gelişen konut

artışından kaynaklı, konut tasarımlarında standartlaşma ve benzer konut üretimlerin yapıldığı da gözlemlenmiştir (Özakbaş, 2015).

Uğur Tanyeli bu tip apartmanları kimliksiz ve standart olarak tanımlamış “Mimarsız Mimarlık” kavramını ortaya atmıştır (Tanyeli, 2004). 1971 yılında yaşanan askeri darbenin ve sonrasında kurulan ara rejim hükümetlerinin ardından devletin giderek genişlemesi, resmî bina talebinin önemli miktarda artmasına neden olmuştur (Sayar, 2004).

Aynı zamanda dünyada gelişen savaş sonrası gelişen ekonomik kriz ve gelişen teknoloji özellikle Türkiye’de 1970-1980 yıllarında inşaat malzemeleri ve teknolojisinde önemli gelişmeler yaşanmasına sebep olmuştur. Mimaride alüminyumun gündelik hayatın içine yoğun olarak girişi, diğer malzemelerle iş birliklerinin önünü açılmıştır (Uz, 2019).

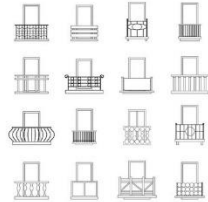
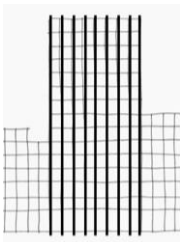
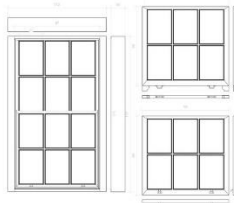
Dönem şartları ile getirilen bazı kısıtlamalar sonunda dönemin kamu yapılarında belirli şema oluşumları oluşmuştur, bu anlayış; parçalı plan mantığına ek olarak bina taşıyıcılarının plandaki şemalara göre cephe düzenini etkilemesi ile modüler düzende olan pencereleri dikmeler ile düşey etki kullanarak bölüntülere ayırmaktır (Sayar, 2004).

Kamu yapılarında olan bu şema anlayışı dışında önemin genel olarak mimari özellikleri; modüler ve tek pencere boyutu kullanılarak genellikle monoton cephe uygulamaları ve şema oluşumundan kaynaklı genellikle kimliksiz olan sıradan ve nitelsiz uygulamalardır (Balamir, 2003).

Bunun yanı sıra dönem özelliği olarak bölgeselcilik kavramı ile ilişkili bir şekilde mimarlık üretimi söz konusudur ve bu bağlamda yapılarda kemer, baca, pencere ve kapı normları vb. yerel biçimlerin kendi otantik bağlamları dışında biçimsel ve strüktürel değişikliklerle kullanımı görülmüştür (Elmalı Şen, 2014).

Dönemin en önemli mimarları, Cengiz Bektaş, Nejat Tekelioğlu, Vedat Dalokay, Affan Kırımlı ve Behruz Çinici’dir. Dönemin önemli yapıları ise Çorum Binevler Sitesi, Aksaray Yapı Kredi Bankası, İTÜ Ayazağa Kampüsü, Ankara Türk Dil Kurumu ve Ankara İş Bankası Genel Müdürlüğü yapılarıdır.

Çizelge 4.6. İmar kanunları, postmodernite, yeni malzemeler ve gelişimler 1965-1985

İMAR KANUNLARI, POSTMODERNİTE, YENİ MALZEMELER VE GELİŞİMLER 1965-1985	
Dönemin Cephe Özellikleri	
• Modüler düzende olan pencereler, düşey etki • Modüler ve tek pencere kullanımı • Monoton cephe uygulamaları • Yapılarda kemer, baca, pencere ve kapı normları vb. kullanımı • Cephelerde alüminyum kullanımı	
Dönemin Kılavuz Yapıları	Kılavuz Yapıların Cephe Elemanları Analizi
 Ankara Türk Dil Kurumu	 Alüminyum Korkuluk Kullanımı
 Çorum Binevler Sitesi	 Düşey Etki Veren Monoton Cephe Düzeni
 Aksaray Yapı Kredi Bankası	 Tek Tip Pencere Kullanımı

TOKİ konut anlayışı ve teknolojik gelişimler 1985-2000

1980'li yıllardan itibaren sanayi sektörünü gelişmesi ile birlikte Türkiye inşaat sektöründe ve mimarlıkta gelişmeler yaşamıştır. 1980 sonrası özellikle prefabrik yapıların inşaat sektöründe yaygınlaşması ile farklı yapım sistemlerini gelişmesi, hazır beton uygulamalarının yapılması, plastik ve cam üretimlerini gelişmesi, giydirme cephe

sistemlerini yaygınlaşması görülmüş ve tüm bu gelişmeler Türkiye’de hem akıllı binaların hem de gökdelenlerin yapılmasının da önünü açmıştır.

Bu dönem aynı zamanda artan nüfusa bağlı olarak devletin konut üretimine başladığı toplu konut uygulamaları yapılmaya başlanmış ancak inşa edilen konutlarda özgün örnekler yerine çoğunlukla birbirini tekrar eden benzer cephe ve plan şemaları kullanılmıştır (Balamir, 2003).

Bu dönemde yaygınlaşmaya başlayan başka bir mimari üslup da modern cephe sistemlerinin kullanılmaya başlanması olmuştur. 1980’lerde başlayan ancak 1990’larda daha da gelişen inşaat sektöründe yeni cephe malzemelerin bulunabilmesi farklı cephe sistemlerine olanak vermiş ancak bu uygulamalar düşük bir teknolojik profile sahip oldukları, yaratıcı ve özgün olmadıkları gerekçesiyle eleştiri almışlardır (Balamir, 2002).

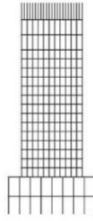
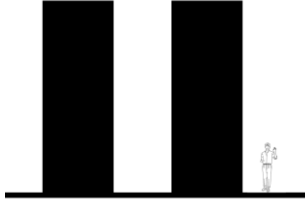
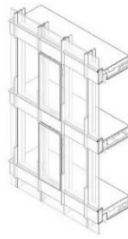
Dönemin bir diğer eleştirisi ise özellikle 1990 sonrası standartlaşmaya giden alüminyum malzemesinin cephelerdeki tek tip kullanıma dönüşmesi ve birbirini tekrarlayan örnekler ile monoton bir kullanıma dönüşmesidir (Uz, 2018).

Bu dönemde aynı zamanda Türkiye’nin ilk modern alışveriş merkezi (AVM) yapıldığı bir dönem olarak büyük şehirlerde, sonra da ülke geneline yayılan alışveriş merkezleri inşa edilme yolunu açan Galleria AVM ile Türkiye’de alışveriş merkezi kültürünü oluşturan bir dönemdir (Tekeli, 2006).

Dönem mimari özellikleri olarak, yüksek katlı yapı inşalarının yeni gelişen inşaat sektörü ile hız kazandığı, giydirme cephe sistemlerini yoğun olarak kullanımı, birbirini tekrar eden ikiz-üçüz konut yapılarının yapılması, alüminyum ve plastik malzemelerin cephelerde yoğun olarak kullanımı, özellikle yüksek katlı konutlarda cam giydirme cephelerin kullanımı, görülmüştür (Tekeli, 2006).

Dönemi temsil eden mimarlar, Sevinç Hadi, Şandor Hadi, Behruz Çinci, Can Çinici, Hayati Tabanlıoğlu ve Merih Karaaslan’dır. Dönemin önemli temsil yapıları ise Galleria Ataköy Alışveriş Merkezi, İstanbul İş Bankası Kuleleri, Atatürk Olimpiyat Stadı, Teras Evler Projesi, TBMM Camisi ve Milli Reasürans Kompleksi yapılarıdır.

Çizelge 4.7. TOKİ konut anlayışı ve teknolojik gelişmeler 1985-2000

TOKİ KONUT ANLAYIŞI VE TEKNOLOJİK GELİŞMELER 1985-2000	
Dönemin Cephe Özellikleri	
• Düşük profil modern cephe sistemlerinin kullanılması • Tek tip cephe kullanımı • Monoton örnekler • AVM kültürünün yayılması • Giydirme cephe sistemlerini yoğun olarak kullanımı • Birbirini tekrar eden ikiz-üçüz konut yapılarının yapılması • Alüminyum ve plastik malzemelerin cephelerde yoğun olarak kullanımı	
Dönemin Kılavuz Yapıları	Kılavuz Yapıların Cephe Elemanları Analizi
 İstanbul İş Bankası Kuleleri Tekeli-Sisa Mimarlık Ortaklığı 2000	 Yüksek Katlı Yapılar
 Teras Evler Projesi Uğur Eken 1981	 İkiz-Üçüz Yapılar
 Metrocity Alışveriş Merkezi Doğan Tekeli 1995-2003	 Kompozit-Giydirme Cephe Kullanımı

Günümüz 2000-2020

Günümüzde teknolojinin ilerlemesi ve gelişmesi ile özellikle internet çağının getirmiş olduğu çok yönlü bir ulaşılabilirlik vardır. 2000’li yıllardan günümüze mimarlıkta

postmodernizm etkilerini görmekteyiz. Kamu yapılarının mimarisi 2000'li yıllardan sonraki dönemlerden itibaren tartışılmaktadır.

Günümüzde Türkiye ve Ankara mimarisi, modernizmle başlayan süreçten sonra yerel ve global etkileri harmanlayarak, çağdaş tasarım anlayışlarını bünyesinde barındıran bir estetik dil geliştirmiştir. Aynı zamanda, sürdürülebilirlik ve teknoloji odaklı projelerle, fonksiyonellik ve çevresel duyarlılığın ön planda olduğu bir mimari yaklaşım benimsenmiştir.

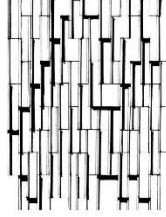
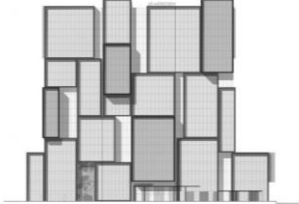
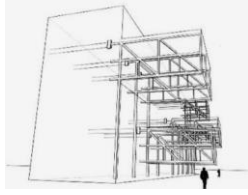
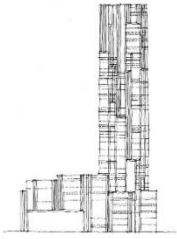
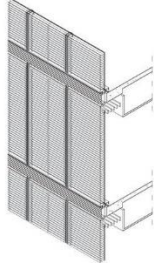
Bu süreç için getirilen olumsuz eleştirilerin başında bazı yeni projelerin Osmanlı veya Selçuklu mimarisinden etkilenen ancak bunun günümüz malzemelerini kullanarak karmaşık ve belirli bir mimari dil oluşturmayan yapılar olduğu düşünülmektedir. Olumlu görülen eleştirilerin başında kamu projelerinin tasarımında son yıllarda daha mimari tasarımın ağır bastığı, klasik dikdörtgen prizması ve düz cephe düzenlerinin baskın olduğu yapılar olmasıdır.

2000'li yıllarda Türk mimarlığında alüminyum, cephe malzemesi olarak çok yaygınlaşmış olsa da artık geçmişteki kadar yaratıcı ve özel örneklerin bulunmadığını söylemek mümkündür. 1990'lı yıllarda, yapıları tek tipleştiren alüminyum giydirme cephe sistemlerinden ötürü gözden düşen alüminyuma iade-i itibar kazandırmak sonraki yıllarda da pek mümkün olmamıştır (Uz, 2018).

Bu dönem gelişmekte olan bir süreç içerisinde olduğundan dolayı henüz gelişmekte olan yapım teknolojileri ve yeni malzeme kullanımlarının mimari tasarıma etkileri sürmektedir. 2000-2020'li yıllar dönem bakımından incelendiğinde özellikle Türkiye'nin büyük şehirlerine gözlemlenebilen etkileri barındırmaktadır. 1990'lı yıllardan gelen AVM kültürü oluşumu bu dönemin sosyal yaşam anlayışını etkilemiş ve özellikle ofis-alışveriş işlevli ticaret yapılarında özgün denemeler yapıldığı gözlemlenmiştir.

Dönemin ünlü ve tanınan isimleri, Emre Arolat, Murat Tabanlıoğlu, Alişan Çırakoğlu, Mehpere Evrenol, Murat Kader'dir. Son dönemlerde ses getiren ve dönem özelliklerini temsil eden yapılar ise; Zorlu Center, YDA Center ve Atatürk Kültür Merkezi yapılarıdır.

Çizelge 4.8. Günümüz 2000-2020

GÜNÜMÜZ 2000-2020		
Dönemin Cephe Özellikleri		
- Osmanlı ve Selçuklu etkilerinde tasarım ve modern malzeme ile farklı denemeler - Karmaşık cephe dilleri - Kompozit malzeme kullanımı - Özgün mimarlık arayışları - Çelik Malzeme Kullanımı - Geniş Açıklık Kullanımı		
Dönemin Kılavuz Yapıları	Kılavuz Yapıların Cephe Elemanları Analizi	
 Zorlu Center Emre Arolat 2008	 Karmaşık Geometri Biçimleri	 Karmaşık Cephe Düzenleri
 YDA Center Yazgan Mimarlık 2019	 Şeffaf Cephe Düzenleri	 Çelik Malzeme Kullanımı, Geniş Açıklıklar
 Atatürk Kültür Merkezi Murat Tabanlıoğlu 2021	 Yüksek Katlı-Karma Kullanımlı Yapılar	 Giydirme-Spider Cephe Uygulamaları

4.2. Bulgular

Kronolojik olarak oluşturulan dönem tablolar elde edilen veriler ile birlikte her döneme özgü cephe elemanlarını niteleyerek çalışmanın sınırlı tutulmasına fayda sağlamıştır. Bu sayede çalışmanın derin öğrenme algoritmasının eğitimi için özet haline gelen bilgiler, birer nesne

gibi işlev kazanabilmesi için cephe elemanları kapsamına indirgenmiş ve bir obje biçiminde veri setleri ile algoritmaya sunulmak için hazırlanmıştır. Bu bağlamda her dönemin derin öğrenme algoritmasına eğitilmek için dönem özellikleri çerçevesinde çalışma için belirlenmiş olan cephe elemanları, sırayla dönemleri ile birlikte şu şekildedir.

Cumhuriyet öncesi-Tanzimat Dönemi mimarlık

Cumhuriyet öncesi ve Tanzimat Dönemi mimarlığın algoritma eğitimi için belirlenmiş olan en önemli bulguları cephelerde kemer kullanımı, mermer kullanımı, taşıyıcı olarak süsleme kullanımı, tip pencere kullanımı, özellikle cam-kapı çevresinde ve çatı saçaklarında süsleme kullanımı ve anıtsal biçimlerde kütlelerdir. Bu dönemin en öne çıkan ve ayırıcı özelliği kemer-kolon ve süsleme kullanımıdır.

Birinci Ulusal Mimarlık akımı

Birinci Ulusal Mimarlık akımı döneminin cephe özellikleri olarak veri setine sunulacak mimari elemanlar kubbe kullanımı, ikili ve üçlü pencere kullanımı, mukarnas kullanımı, simetrik cepheler, çini ve süsleme kullanımı ile geniş saçak kullanımı görülmüştür. Bu dönemin öne çıkan özelliği yapılarda özellikle cephede çini ve süsleme kullanımının sık görülmesidir.

Savaş dönemi modernizm etkileri

Savaş dönemi modernizm başlığı altında belirlenen kılavuz yapılarda tekrar eden cephe düzenini olduğu, küp biçimli yapı biçimlerini kullanıldığı, yapıların özellikle giriş kısımlarında anıtsal biçimde merdivenlerin kullanıldığını, modernizm etkili düz çatı ve betonu niteleyen konsol kullanımının olduğunu ve pencerelerde tekrar eden sıralı düzen kullanımı görülmüştür.

İkinci Ulusal Mimarlık akımı

İkinci Ulusal Mimarlık akımının döneminin mimari özelliklerini belirten unsurlar yapılarda insan ölçeğini aşan, anıtsal biçimli formlar ve kütleler kullanımı, bingî taşı ve taş kaplamanın özellikle yapı cephelerinde sıkça kullanılması, kapı ve pencere çevresinde taş kaplama ya da

çerçeve şeklinde yalın biçimli kaplamaların kullanımı, tekrar eden pencere düzenleri ve özellikle bant pencere kullanımı görülmüştür. Dönemin en öne çıkan özelliği bant pencere kullanımı ve anıtsallıktır.

Uluslararası üslup ve modernizm dönemi

Uluslararası üslup ve modernizm başlıklı dönemde mimari özellikler olarak modernizmin etkili olduğu düz çatı kullanımı, betonarme malzeme ile yapılan çok katlı yapılar, cam metal kullanımının yoğun olduğu şeffaf kütleler ve cepheler, net geometrik formlar ile tasarlanmış yapılar ve cephelerde kullanılan ızgara-grid sistem düzenli pencereler. Dönemin öne çıkan ayırt edici özelliği ise betonarme ağırlıklı grid sistemli cepheler ve özellikle düz çatı kullanımıdır.

İmar kanunları ve modernite, yeni malzemeler ve gelişimler

İmar kanunları ve modernite, yeni malzemeler ve gelişimler dönemine ait mimari özellikler, yapılarda alüminyum korkuluk kullanımı, giydirme cephe ve metal-cam kaplama cephe kullanımının olması ve cephelerde düşey etki verecek şekilde taşıyıcı olarak da işlev gören cephe elemanlarının kullanımı gibi özelliklerdir. Dönemin öne çıkan özelliği ise özellikle düşey etki veren betonarme taşıyıcılar ya da cephe kaplamalarıdır.

TOKİ konut anlayışı ve teknolojik gelişimler

TOKİ konut anlayışı ve teknolojik gelişimleri başlığının mimari dönem özellikleri çalışma bağlamında değerlendirildiğinde, yüksek katlı yapılar, ikiz ya da üçüz yapı blokları, giydirme cephe kullanımı ve kompozit malzeme kullanımının yoğun olduğu görülmüştür. Dönemi niteleyen en önemli özellik giydirme cephe ve cam kullanımının yoğunlaşmasıdır.

Günümüz

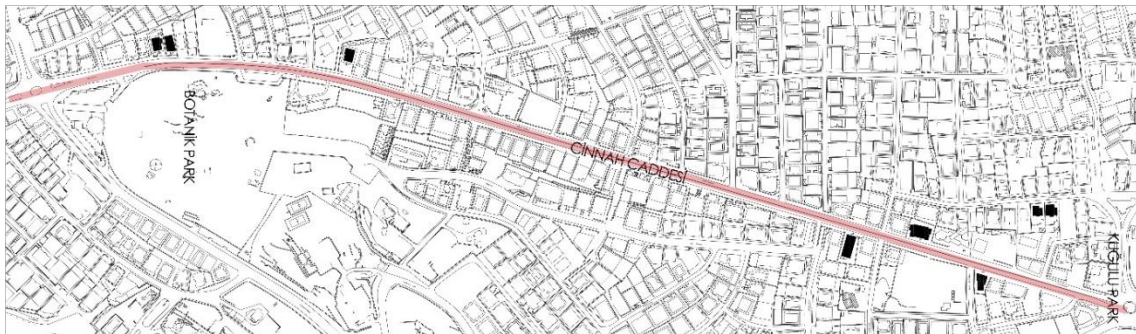
Günümüz yapılarında dönemsel olarak değerlendirdiğimizde, teknolojik gelişimler ile birlikte yapılarda cam ve şeffaf cephelerin yoğun olarak kullanılması, bu durumlara bağlı olarak karmaşık ve farklı geometriler ile cephe düzenlerinin yaygınlaşması, çok katlı karma yapıların kullanımı, gelişmiş malzemeler ile birlikte daha geniş açıklıklar ve farklı çeşit

kompozit, metal malzeme kullanımı görülmüştür. Dönemin ayırt edici bir özelliği olarak öne çıkan mimari elemanlar cephelerde kullanılan cam ve açıklıklardır.

Sonuç olarak belirlenen mimari yapıların ve mimarlık dönemlerinin özellikleri, derin öğrenme algoritmasının eğitimi ve çalışmanın pilot bölge üzerinde uygulanabilmesi için veri seti haline getirilerek algoritmaya sunulacaktır. Kılavuz yapıların veri seti haline gelebilmesi öne çıkan dönem özelliklerini yansıtan mimari yapıların dış cephe görselleri web üzerinden toplanmış, ulaşılması mümkün olan yapıların fotoğraflaması yapılmıştır. Bu aşamada Çizelge 4.1 ve Çizelge 4.8’de yer alan bilgiler ve cephe elemanlarının özellikleri çalışmanın kapsamının sınırlı bir alanda tutulmasını sağlamak için sınırlandırılmıştır. Bunun en önemli sebebi algoritmanın çalışma mantığı ile orantılı olarak hazırlanan veri setlerinin ve fotoğrafların konu kapsamının niteliğini doğru yansıtmasını sağlamaktadır.

4.3. Çalışma Alanı: Cinnah Caddesi ve Çevresinin Özellikleri

Cinnah Caddesi Ankara ilinin Çankaya ilçesinde bulunmaktadır. Cinnah Caddesi, 1970’li yıllara kadar Vali Dr. Reşit Caddesi olarak anılmıştır. Günümüzdeki adını Pakistan’ın kurucu lideri Muhammed Ali Cinnah’tan almaktadır. Dönemin Belediye Başkanı Cumhuriyet Dönemi mimarlarından Vedat Dalokay, Pakistan’da katıldığı mimari bir projede aldığı ödül sonrasında, ülkenin liderinden esinlenerek caddenin ismini değiştirmiştir (Aslan, 2018).



Şekil 4.1. Cinnah Caddesi’nin harita üzerinde konumu

Cinnah Caddesi Ankara’nın Cumhuriyet sonrasında gelişmekte olan yeni kent yapılaşmasında mimari olarak önemli bir yere sahiptir. Atakule Botanik Park ile başlayıp Kuşçulu Park Kavaklıdere Meydanı’nda son bulan cadde, Kızılay bölgesi ile Çankaya’yı

birbirine bağlayan önemli bir akstır. Almanya, Afganistan, İsveç, Hindistan, Macaristan ve eski Yugoslavya Büyükelçilikleri, caddenin önemli yapıları arasındadır. Büyükelçilik yapılarının caddeye gelişi 1950’lerde konut ağırlıklı olan caddede ticareti geliştirmiş ve caddeyi aktif kullanıma sunmuştur. Günümüzde caddede konut-ticaret işlevli, karma kullanımlı iş yerleri ağırlıktadır (Şumnu, 2018).

Cinnah Caddesi Ankara’da bulunduğu konum ve geçmişi itibari ile ele alındığında mimari olarak değerli bir akstır (Özalp, 2016). Pilot bölge olarak seçilmesinin en önemli sebebi bölgenin özellikle sivil mimari öğeleri ve yakın dönem mimari yapılarının farklı çeşitlerini barındırmasıdır.

Cinnah Caddesi üzerinde Türkiye’nin özellikle sivil mimari alanında özgün yapı denemelerini gözlemlemek mümkündür. Özellikle 1950’li yıllardan sonra merkezin Kızılay’a kayması ile bu caddenin ve çevresinin gelişimi hız kazanmıştır (Şumnu, 2018).

Cinnah Caddesi üzerinde Şekil 4.1’de görülen Cinnah Caddesi aksı ve çevresinde Nihat Erim, Reha Ortaçlı, Nejat Ersin, Şevki Vanlı ve Vedat Dalokay gibi döneminin değerli mimarlarının yapıları bulunmaktadır.

Bu yapılar ve farklı örnekler bu tez çalışmasında yapılacak olan yaş ve stil tespiti için eğitilecek olan algoritmanın kılavuz yapıları olarak kullanılacaktır. Kullanılacak olan yapıların bir kısmı kılavuz olarak algoritmanın eğitimi sırasında bir kısmı ise eğitimin ve çalışmanın test edilmesi için pilot bölge üzerinde değerlendirilecektir.

4.3.1. Cinnah Caddesi veri setleri ve fotoğraflar

Çalışma alanının veri setleri kronolojik olarak belirlenmiş olan kılavuz yapılar ile birlikte eğitim aşamasından geçecektir. Bu aşamada yapıların algoritma tarafından cephe elemanları ile tanımlanması ve tespit edilmesi önemlidir. Bu amaç doğrultusunda cadde üzerinde yerinde fotoğraflama yapılmış ve çalışma için en uygun yapılar seçilmiştir. Daha sonrasında Cinnah Caddesi üzerinde yer alan, teste dahil edilecek olan yapıların da işaretlemesi harita üzerinde yapılmıştır. Bu sayede eğitim yapılacak olan yapıların bir dijital harita verisini de elde tutmak mümkün hale gelmiştir.

Çalışma alanı üzerindeki işaretli yapılar, bölgedeki yerel dokuyu yansıtmaları ve uygulamaya sunulabilecek şekilde fotoğraflaması mümkün olan ya da verisi bulunabilecek yapılar olarak seçilmiştir. Cephe üzerinden incelenen yapılarda çalışmanın test edilebilmesi için hem ait olduğu dönem özelliklerini yansıtan hem de ait olduğu dönemden farklı olan ya da değiştirilmiş örnekler seçilmiştir. Bu sayede algoritmanın çalışma mekaniği test edilmiş olup test doğrultusunda geliştirilebilir bir şekilde ilerleyen algoritmanın veri setleri güncellenmiştir. Şekil 4.2’de yer alan haritada çalışmada test aşamasında kullanılmış olan yapıların konumları yer almaktadır.



Şekil 4.2. Cinnah Caddesi’nde yer alan test uygulanacak yapılar



Şekil 4.3. Cinnah Caddesi’nde yer alan test uygulanacak yapılar

Cinnah Caddesi üzerinde ve çevresinde yer alan ve bina yaşı ve stil tespiti yapabilmek için test edilecek olan yapılar Çizelge 3.10’da verilmiştir. Bu yapılar yapım yılları ve mimari özellikleri bakımından tescilli, kaynakları açık erişimli ve görsellerine erişimi mümkün olduğu için seçilen test örnekleridir.

Çizelge 4.9. Cinnah Caddesi üzerinde yer alan test yapıları

SIRA	YAPI KÜNYESİ	YAPI	VERİ SETİ İÇİN ANALİZ VERİSİ
1	Cinnah 19 Nejat Ersin 1955		 Korkuluk
2	Cinnah 94 Mehmet Savaş 1964		 Korkuluk
3	Latif Doğu Apartmanı Latif Doğu 1968		 Korkuluk

Çizelge 4.9. (devam) Cinnah Caddesi üzerinde yer alan test yapıları

4	Cinnah 22 Mehmet Savaş 1963		 Bant Pencere Düzeni
5	Basın Sitesi Vedat Dalokay 1963		 Korkuluk-Metal Çerçeve
6	İbrahim Ethem Kavşit Apartmanı Kadri Kalaycıoğlu 1965		 Korkuluk
7	Güneş 7-9 Apartmanı Nizamettin Doğu 1951		 Korkuluk

5. DERİN ÖĞRENME YÖNTEMİ İLE CİNNAH CADDESİ ÜZERİNDE YAŞ VE STİL TESPİTİ

Derin öğrenme yöntemi ile binalarda yaş ve stil tespiti yapabilmek için derin öğrenme algoritmalarının kurgusunun yapılması gerekmektedir. Algoritmanın eğitilmesi ve eğitim sonrası çalışmanın test edilmesi için bir önceki bölümlerde bahsedilen veri setleri, eğitim şartlarına uygun olacak şekilde algoritmaya sunulacaktır.

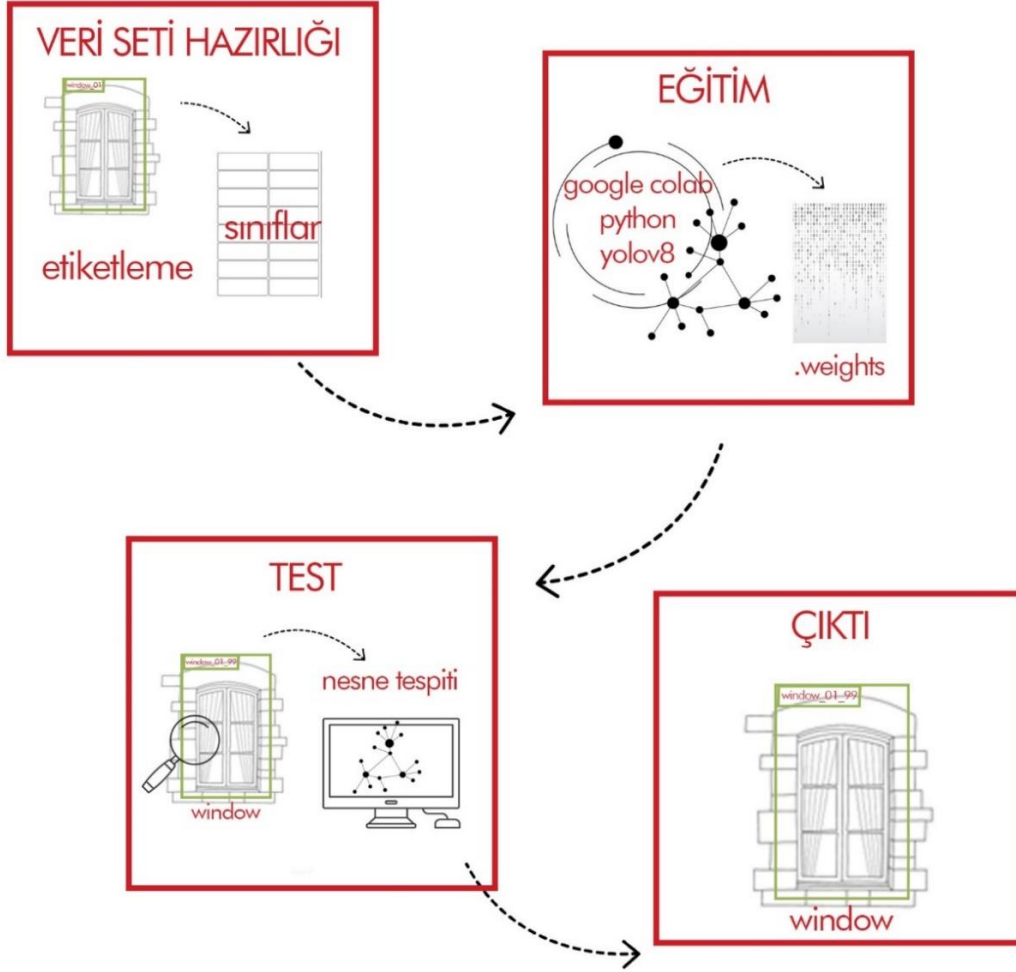
Algoritmanın eğitim sürecinde önemli olan bazı unsurlar bulunmaktadır. Bunlardan en önemlisi çalışmanın nitelikli bir şekilde geliştirilebilmesi için kullanılacak olan veri setleri ve bu setlerin niteliğidir. Eğitim sırasında mümkün olduğunca fazla örnek kullanarak eğitimin doğruluk oranının artırılması gereklidir. Bunun yanı sıra eğitimin test edilmesi aşamasında seçilecek olan örneklerinde yine eğitim sırasında kullanılan örnekler ile örtüşmesi gerekmektedir. Bu sayede algoritma kendi eğitim modelini ve makine öğrenimi sağlayabilecek şekilde sürdürülebilir bir şekilde gelişecektir.

5.1. Kullanılan Derin Öğrenme Algoritması Kurgusu

Derin öğrenme yöntemi ile tespit yapabilmek için birçok farklı uygulamalar ve algoritmalar bulunmaktadır. Binalarda yaş ve stil tespiti yapabilmek için görsel tabanlı algoritmalar ve buna bağlı uygulamalar tercih edilmiş ve süreç kurgusu seçilen uygulamaların çalışma prensiplerine göre yapılmıştır. Bu aşamada çalışmanın derin öğrenme algoritmasının kurgusu, daha önceki bölümlerde belirtilen algoritmalar ve kılavuz yapıların cephe elemanları doğrultusunda yapıp test edilecektir.

Derin öğrenme algoritmasının kurgusu Mimari dönemler ve kılavuz yapılardan elde edilen veriler Roboflow arayüzüne yüklenerek başlamaktadır. Daha sonrasında Roboflow arayüzünde etiketleme süreci ve veri setlerinin algoritma eğitimi için hazırlanması sürecine girilmektedir. Bu süreçte arayüze tanıtılan veriler tanımlanmakta ve etiketlenmektedir. Bu süreçten sonra arayüze tanıtılan yaklaşık 1000 adet görselden oluşan veri seti YOLO algoritmasında tanımlanabilmesi ve eğitilebilmesi için Google Colab'e aktarılacaktır. Google Colab kullanıcılarına CPU/GPU hizmeti verebilen kullanıcılara birer bilgisayar tanımlayan bir sistem sunmaktadır. Derin öğrenme eğitimleri eğitim sırasında yoğun CPU/GPU kullanımı gerektiren karmaşık süreçler olduğu için Google Colab bu konuda

kullanıcılara güç desteği vermektedir. Bu şekilde eğitimlerde hızlı deneme testlerine imkân sağlamaktadır. Bu süreçlerin ardından elde edilen tüm kodlar ve sonuçlar sonrasında YOLO algoritmasında çalıştırılacak ve eğitim sonrası algoritma üzerinden pilot bölge ve görselleri ile test yapılacak ve sonuçlar incelenecektir.



Şekil 5.1. Derin öğrenme modelinin kurgusu

5.2. Veri Setleri

Derin öğrenme algoritmasını eğitmek için taranan literatür bilgileri ile özet şeklinde hazırlanmış olan tablolardan ve kılavuz yapılardan yararlanarak veri setlerini oluşturacak yapılar bir önceki bölümde belirlenmiştir. Bu bölümde veri setlerini hazırlarken dikkat edilen unsurlar, veri setlerinin genel hazırlığı ve hazırlanan verileri eğitime sunmak için izlenen yol aktarılacaktır.

Derin öğrenme algoritmasının eğitimi için yapılacak olan adımların başında veri setlerini oluşturmak ve bu verileri algoritmaya tanıtarak sistemi eğitmektir. Bu noktada bahsedilen eğitim çalışmanın verileri sistemine entegre ederek belliliğine aktardığı ve makine öğrenmesi ile bu verileri algoritmanın çalışma sistematığına aktarması işlemidir.

Belirlenmiş olan kılavuz yapıların görselleri yerinde fotoğraflanmış ya da internet üzerinden erişilerek algoritmaya tanıtılmak için toplanmıştır. Bu noktada çalışmanın doğruluk oranını arttırabilmek için olabildiğince fazla veri setine ve görsele erişilmeye çalışılmıştır.

Veri setlerini oluşturacak olan görsellerin belirlenmesi ve sınıflandırılmasının ardından algoritmayı eğitmek için veri setlerini etiketlemek yani tanımlamak gerekmektedir. Bu noktada Roboflow uygulama kullanılmıştır. Roboflow görselleri etiketlemek ve sınıflandırmak ve segmente etmek için kullanılmaktadır.



Şekil 5.2. Roboflow uygulamasında yapılan bir etiketleme örneği

Bir örnek olarak cumhuriyet öncesi döneme ait bir yapının pencere etiketleme işlemi Şekil 4.2’de görülmektedir. Pencerenin sınırları belirlenirken pencerenin biçimsel özelliklerinin doğru bir şekilde tanımlandığından emin olmak gerekmektedir. Eğer cephe elemanlarından

herhangi birisinin biçimsel sınırlarından farklı bir şekilde tanımlanırsa algoritmanın bu tanımlamaları algılama oranı düşmekte ve çalışmanın doğruluk oranı azalmaktadır.

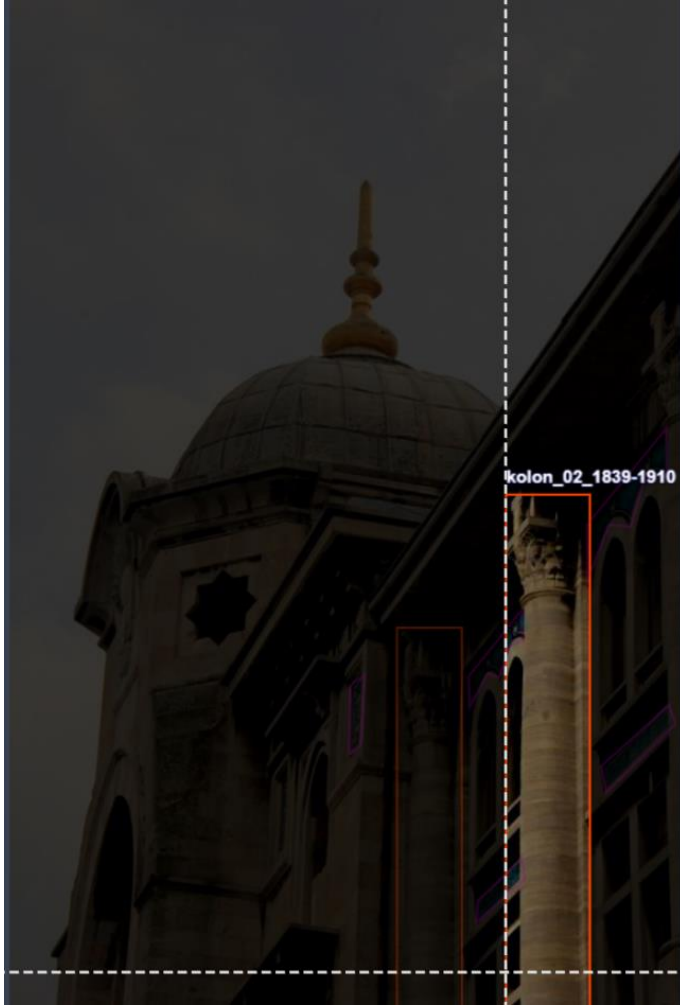
Derin öğrenme eğitimi için başlangıç olarak Cumhuriyet öncesi dönemin yapılarını ve görsellerini cephe elemanları net ve anlaşılır olan örnekler ile seçerek veri setlerini hazırlamaya geçilmiştir.

Cephe elemanını öne çıkarırken aynı zamanda dönem özelliğini vurgulayan cephe elemanını tanımlamak da eğitimin önemli bir adımdır. Bu sayede tanımlanmış olan cephe ya da cephe elemanı algoritma tarafından öğrenilerek sınıflandırma kaydedilmiş bir şekilde eğitim için hazır hale gelmiş bulunmaktadır.

Cumhuriyet öncesi döneme ait kılavuz yapı olarak; Şekil 4.3'te görülen Büyük Postane Binası'nın veri seti olarak hazırlanması için kullanılacak olan cephe elemanı Şekil 4.4'de görüldüğü gibi tanımlanmaktadır. Bu sayede algoritmaya görselin dönem özelliğini niteleyen unsurunu tanıtarak eğitimin ilk adımı yapılmaktadır.



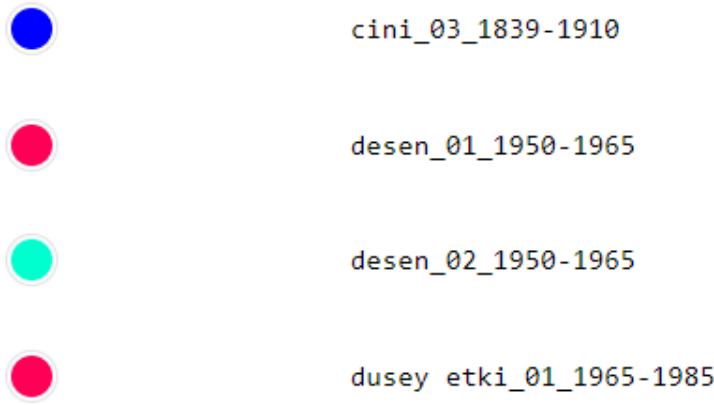
Şekil 5.3. Büyük Postane Binası etiketleme süreci



Şekil 5.4. Roboflow uygulamasında yapılan bir etiketleme örneği

Şekil 5.4'te görülen Büyük Postane Binası'nın fotoğrafında yapının cephesinde bulunan kolon etiketlemesi görülmektedir. Cumhuriyet öncesi döneme ait olan bu süsleme örneği dönem isimi ile birlikte seçilerek tanımlanmakta ve daha sonra dönemine ve cephe elemanına göre isimlendirilerek tanımlama ve sınıflandırma işlemi yapılmaktadır.

Görseller etiketleme sürecinde birer sınıf olarak algoritmaya tanıtılmaktadır ve bu yapı elemanı ya da görsel tekrar ettiğinde etiketleme sayesinde uygulamada ve algoritmada tanınmaktadır. Bu sınıflar yapıların özelliklerini vurgulayacak ve yaş ve dönemini ifade edecek şekilde hazırlanmıştır. Bu sayede görselin tanımlanması ve etiketlenmesi ile test edilen binayı yaş ve stil tespiti mümkün olabilmektedir. Bu tez çalışmasında tüm kılavuz yapılar, örnekler ve yapı elemanlarını kapsayan ortalama 104 adet sınıf kullanılmıştır.



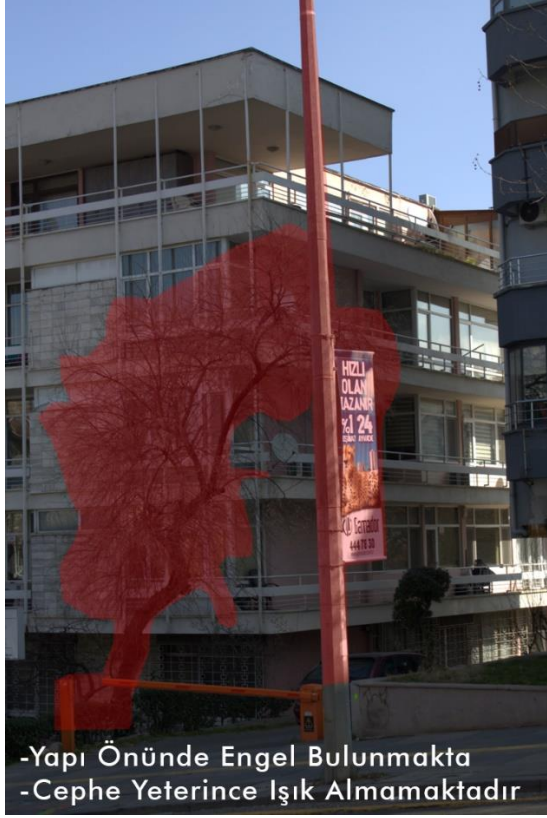
Şekil 5.5. Etiketleme sürecinde belirlenen sınıf örnekleri

Büyük Postane Binası'nda yapılan bu süreç tüm kılavuz yapılar ve dönemleri için benzer şekilde uygulanmaya devam etmiştir. Ancak veri setlerini etiketlemeden önce verileri hazırlarken dikkat edilmesi gereken bazı unsurlar bulunmaktadır bunlar; yapının görselinin cephe görüntülerini ya da elemanlarını engelleyecek herhangi bir nesne ile engellenmemesi (ağaç, elektrik direği, pankart vb.), yapının görselinin kalitesinin bozulmuş ya da anlaşılabilir bir şekilde olmaması, görselin yapının niteliğini yansıtmayacak şekilde farklı açılardan çekilmesi, yapının özgün dönem özelliğini taşımayan bir eklenti taşınması ya da farklı bir stilde tadilat geçirmesi gibi unsurlar bulunmaktadır (Sun vd., 2022).

Çalışma alanında test edilecek olan yapıların fotoğraflaması yapılırken dikkat edilen durumlar, fotoğraflaması yapılan yapıların göz ile rahatlıkla anlaşılabilir bir cephe düzeni ya da özelliğinin olması, özgün dönemini yansıtan olabildiğince iyi korunmuş örnekler seçilmesi, yapının fotoğrafının cephe bütünlüğünü bozacak ya da herhangi bir cephe elemanını gizleyecek bir unsur ile engellenmemesi, yapının fotoğraflarının insan ölçeği ile ve farklı açılardan çekilmesi gibi bazı durumlardır.

Tüm bu etmenler çalışmanın test aşamasında ise yine benzer şekilde yapının bu unsurlardan herhangi birini taşıyor olması görsel odaklı yapılan bu çalışma için sonuç bölümünde tanımsız olarak nitelendirilmesine yol açabilmektedir. Ancak yapının belirli sınırlamalar ve koşullar altında fotoğraflanması özellikle test aşamasında bu sorunun yaşanmasını önleyebilmektedir. Bunun yanı sıra veri setleri hazırlanırken etiketleme ve tanımlama işlemi sırasında öne çıkarılacak olan nesne ya da görselin sınırlarının iyi tanımlanması ve etiketlenmesi de bu sorunun oluşmasını engellemektedir. Bu sebeple veriler hazırlanırken ve

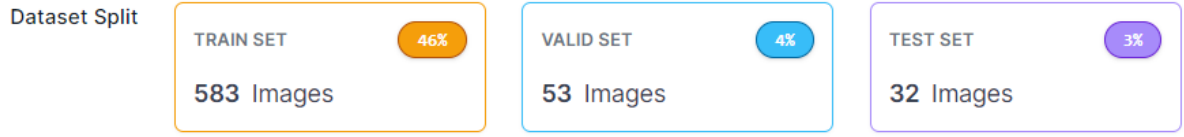
etkilenirken özellikle cephe elemanlarını ve vurgulanacak olan görselleri doğru bir şekilde tanımlamak gerekmektedir.



Şekil 5.6. Cinnah Caddesi'nde çekilmiş örnek yapılar

Örnekleme gerekir ise Şekil 5.6'da yer alan iki görselde şekil solda görülen yapının önünde cephe elemanını ya da yapıyı okumayı, algılamayı zorlaştıran ağaç, tabela ve elektrik direği gibi engellerin bulunduğu görülmektedir. Bu durum çalışma amacı olan bina yaşı ve stil tespiti için yapılacak olan algoritma eğitiminde cephe elemanları doğrultunda inceleme yapmayı engellemektedir. Sağda ise yapının cephesi ve cephe elemanları insan ölçeği ile çekilmiş olan fotoğraftan herhangi bir engel olmaksızın okunabilmektedir. Bu sebeple yapılardan elde edilen fotoğraflar ve algoritmanın eğitimi sonrası test için oluşturulan veri setlerinin doğru şekilde hazırlanması çok önemlidir.

Algoritma eğitimi için hazırlanan görsellerin veri setleri etiketlenme ve sınıflandırma sürecinde üç farklı şekilde bölünerek ayrışmakta ve eğitim sürecine katılmaktadır. Bu bölünmeler eğitim seti, küme seti ve test seti olarak ayrışmaktadır. Bu bölünme sayesinde veriler Google Colab'e aktarıldığı sırada eğitim sürecinde daha doğru sonuçlar vermektedir.



Şekil 5.7. Roboflow uygulamasında yapılan etiketlemeler

Çalışmanın veri seti olarak belirlenen kılavuz yapılar ve dönem özelliklerini kapsayan yapı fotoğrafları bir araya getirilerek ortalama 600 adet görsel kullanılmıştır. Bu görseller yapılardaki bazı cephe elemanlarını nitelemek için özenle seçilse de bazı görsellerde bulunan arka plan görüntüleri, karanlık görseller ya da kamera kaynaklı karanlık ya da fazla aydınlık fotoğraflar sebebi ile görsellerin doğru bir şekilde tanımlanabilmesi için ek bir efekt kullanılmıştır.

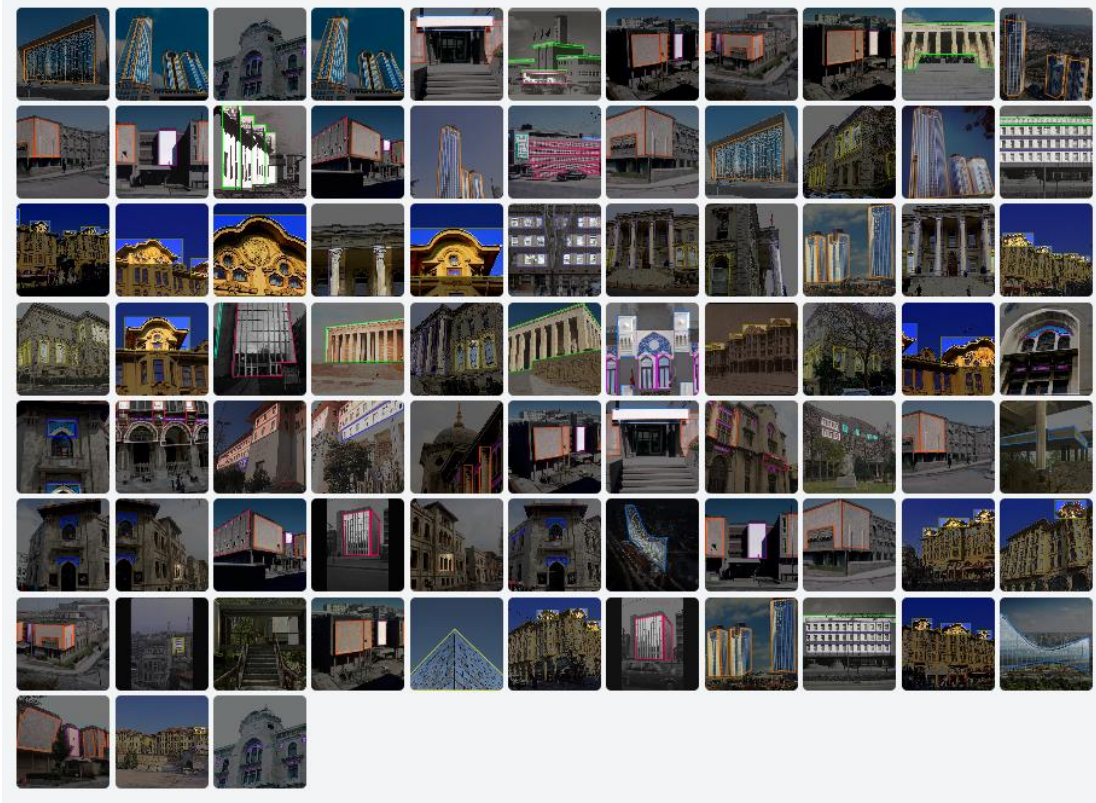
Augmentations Outputs per training example: 3
 Brightness: Between -15% and +15%

Şekil 5.8. Etiketleme sürecinde uygulanan aydınlatma ve karartma efekti

Görsellerin tanımlanmasını kolaylaştırmak için Roboflow uygulaması üzerinden görsellere uygulanan efektler görsellerin tanımlanabilmesi kolaylaştırılmıştır. Bu sebeple görseller algoritmaya efektli olarak da tanıtılmıştır ve toplamda algoritmaya eğitilmek üzere 1259 adet görsel sunulmuştur.



Şekil 5.9. Roboflow uygulamasında yapılan tüm etiketlemeler



Şekil 5.10. Roboflow uygulamasında yapılan etiketlemeler

Doğru şekilde etiketlenen ve sınıflandırılan görseller veri seti olarak algoritmaya aktarılamaya ve eğitim sürecine başlamaya hazır hale gelmiştir. Bu aşamadan sonra veriler tanımlı ve etiketlenmiş bir şekilde Google Colab'e aktarılarak modelin eğitim sürecine başlanmaktadır.

```

/content/datasets
74.9/74.9 kB 915.8 kB/s eta 0:00:00
158.3/158.3 kB 3.1 MB/s eta 0:00:00
178.7/178.7 kB 12.8 MB/s eta 0:00:00
58.8/58.8 kB 7.8 MB/s eta 0:00:00
49.1/49.1 MB 15.4 MB/s eta 0:00:00
54.5/54.5 kB 7.9 MB/s eta 0:00:00

loading Roboflow workspace...
loading Roboflow project...
Downloading Dataset Version Zip in Stil-Tespit-3 to yolov8:: 100%| 314624/314624 [00:07<00:00, 43213.96it/s]

Extracting Dataset Version Zip to Stil-Tespit-3 in yolov8:: 100%| 2530/2530 [00:01<00:00, 1737.93it/s]

```

Şekil 5.11. Roboflow uygulamasından Google Colab'e aktarılan veri setleri

Şekil 5.11'de Roboflow üzerinden oluşturulan veri setlerinin Google Colab arayüzüne aktarıldığını ve model eğitimi için hazırlandığını gösteren işlemler bulunmaktadır. Kullanılacak olan algoritmanın bilgileri ve proje bilgileri de bu işlemlerde görünmektedir.

Bu süreçten sonra YOLO algoritmasının model eğitime başlamak ve algoritmayı test etmek için model eğitim süreci başlayacaktır.

5.3. Model Eğitimi

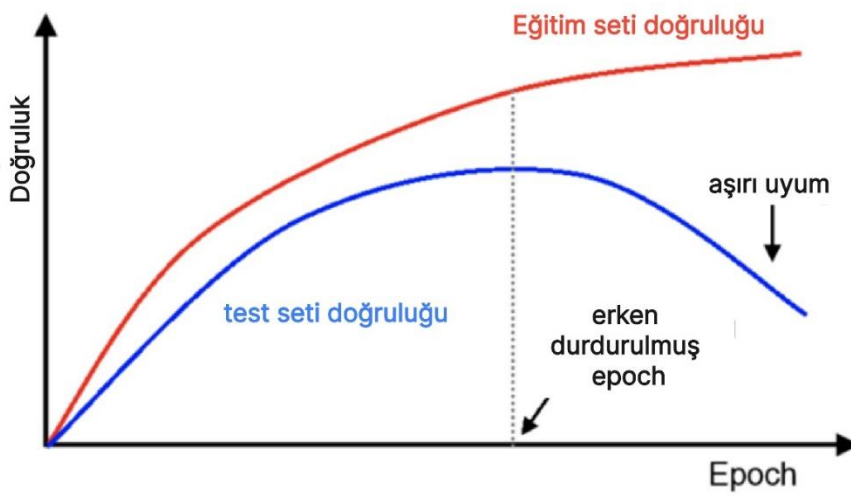
Modelin eğitim sürecinde kullanılan veri setleri Google Colab üzerinden işlenen Python yazılım dili ile hazırlanmış kodları algoritmaya tanıtılmıştır. Görüntü tespiti YOLO algoritması bu verileri sürecinde en son aşamada yer almaktadır. Nesne tanıma için bilgisayarın eğitilmesi işlemi, yüksek grafik işlemci birimi (GPU) ve merkezi işlem birimi (CPU) gibi gelişmiş bilgisayar donanımları, büyük veri setleri gerektiren, uzun süren zorlu bir işlem olduğu için çalışma birkaç deneme yapılarak sistematik olarak hazırlanmış daha sonra uzun eğitim sürecine başlanılmıştır. Model eğitimi sırasında çalışma için kullanılan teknik özellikler Google Colab'ın tanımlamış olduğu Google Colab Nvidia Tesla T4 GPU'dur.

Model eğitimi için hazırlanan veri setleri Google Colab'e aktarılmıştır. Bu aşamada Python dili ile hazırlanmış formüller kullanılmış ve algoritmanın (YOLO) mimarisi hazırlanmıştır. Eğitim süreci için geliştirilmiş olan açık kaynak erişimli formül Python dili ile Google Colab'e aktarılmış ve model eğitimi için yapılması gereken test sürecine geçilmiştir.

Model eğitimi için test aşamasına geçildiğinde epoch değeri belirlenerek çalışmanın ilk testleri ve eğitimi yapılmaktadır. Her bir eğitim aşamasına "epoch" denir bu aynı zamanda bir sayma birimi gibi işlev görür. İlk parça eğitildikten sonra test edilen algoritmanın başarımına göre geri yayılım (backpropagation) ile hatalar güncellenir. Daha sonra ise eğitimin tekrarlarında model tekrar tekrar eğitilerek hatalar güncellenmeye devam eder. Bu şekilde devam eden eğitim sistemi eğitim modeli için en uygun ağırlık sistemini hesaplanır ve bu durumun tekrar etmesine epoch denir (Çarkacı, 2018).

Eğitim modeline bir epoch değeri üzerinden başarı tahmini yapmak mümkündür, örneğin 50 epoch değerinde test edilen ve eğitilen bir modelin başarısı 5 epoch değerinde eğitilen bir modelden daha başarılı olarak görülebilmektedir ancak bu kesin bir yargı değildir. Eğitimin kesin bir başarı ya da doğruluk analizini oluşturmak eğitimin kapsamına bağlı olarak değişkenlik göstermektedir.

Eğitim sürecinin sonrası aşamasında belirlenmiş olan farklı epoch değerleri ile iki farklı model eğitimi başlatılmıştır. Bu iki eğitimde de yer alan sonuçlar grafikler halinde test ve çıktılar bölümünde detaylı olarak açıklanmıştır. Çalışmanın test aşamasında farklı epoch değerlerini kullanmanın temel amacı model eğitiminde tekrar sayısını arttırarak algoritma eğitimine daha stabil ve doğru sonuçlar sunmaktır. Ayrıca epoch değeri bir modelin gereğinden fazla ya da yetersiz veya yeterince eğitime durumunun olup olmadığını kontrol etmek için çok kullanışlıdır (Çarkacı, 2018).



Şekil 5.12. Epoch değerinin model doğruluğunu ifade eden davranış grafiği (Çarkacı, 2018)

Şekil 5.12’de görülen grafikte epoch değerinin eğitimi setinin doğruluğuna etkisi ve grafik olarak davranış modeli görülmektedir. Eğitimin sonuçlarının doğru ve tutarlı olduğunu sonuç grafiklerinin eğrisel olmasından ve doğruyu takip etmesinden anlamak mümkündür.

Bu tez çalışması için sırası ile 10-20-60 epoch değerlerinde üç farklı eğitim yapılmış ve sonuçların epoch değerlerine göre doğruluk oranlarında artış göstermesi beklenmiştir.

Tez çalışması için oluşturulan derin öğrenme kurgusunun eğitiminde ilk test denemesi 10 epoch değerinde başlatılmıştır. Ortalama 15-20 dk süren bir eğitim süreci sonrası 10 epoch değerindeki eğitim sonuçları Şekil 4.16’da verilmiştir.

Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size	
1/20	4.39G	1.917	5.73	1.744	114	640: 99% 68/69 [00:52<00:00, 1.38it/s]	/usr/local/lib/
return F.conv2d(input, weight, bias, self.stride,							
1/20	4.39G	1.915	5.721	1.742	115	640: 100% 69/69 [00:54<00:00, 1.26it/s]	
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95): 100% 4/4 [00:06<00:00, 1.62s/it]
	all	106	589	0.893	0.03	0.0363	0.0232
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size	
2/20	4.35G	1.559	4.019	1.484	90	640: 100% 69/69 [00:46<00:00, 1.48it/s]	
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95): 100% 4/4 [00:04<00:00, 1.03s/it]
	all	106	589	0.709	0.132	0.168	0.106
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size	
3/20	4.41G	1.404	2.793	1.375	109	640: 100% 69/69 [00:46<00:00, 1.50it/s]	
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95): 100% 4/4 [00:01<00:00, 2.10it/s]
	all	106	589	0.715	0.233	0.251	0.178
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size	
4/20	4.44G	1.31	2.163	1.308	147	640: 100% 69/69 [00:48<00:00, 1.42it/s]	
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.89it/s]
	all	106	589	0.682	0.287	0.368	0.255
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size	
5/20	4.4G	1.255	1.863	1.276	93	640: 100% 69/69 [00:49<00:00, 1.40it/s]	
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95): 100% 4/4 [00:03<00:00, 1.32it/s]
	all	106	589	0.651	0.371	0.436	0.296
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size	
6/20	4.39G	1.187	1.605	1.226	106	640: 100% 69/69 [00:45<00:00, 1.52it/s]	
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95): 100% 4/4 [00:03<00:00, 1.15it/s]
	all	106	589	0.75	0.372	0.481	0.333
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size	
7/20	4.45G	1.13	1.452	1.187	194	640: 100% 69/69 [00:44<00:00, 1.54it/s]	
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.99it/s]
	all	106	589	0.722	0.413	0.491	0.345
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size	
8/20	4.4G	1.09	1.321	1.17	137	640: 100% 69/69 [00:47<00:00, 1.44it/s]	
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95): 100% 4/4 [00:01<00:00, 2.03it/s]
	all	106	589	0.774	0.414	0.519	0.359
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size	
9/20	4.37G	1.053	1.179	1.134	108	640: 100% 69/69 [00:47<00:00, 1.45it/s]	
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95): 100% 4/4 [00:03<00:00, 1.23it/s]
	all	106	589	0.708	0.458	0.525	0.368
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size	
10/20	4.39G	1.022	1.139	1.123	98	640: 100% 69/69 [00:45<00:00, 1.52it/s]	
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95): 100% 4/4 [00:03<00:00, 1.21it/s]
	all	106	589	0.635	0.492	0.538	0.387

Şekil 5.13. 10 Epoch değeri ile eğitilen model

Deneme sonucunda bazı görsellerin karmaşık tanımlar ile üst üste tanımlandığı tespit edilmiştir. Daha iyi ve stabil bir sonuç almak için epoch değerini 20'ye yükseltildiği bir test daha başlatılmıştır.

İkinci bir test olarak 20 epoch değerinde ortalama 1 saat süren bir eğitim sonrasında bir önceki teste göre daha stabil ve doğru bir şekilde tespit yapılan görseller elde edilmiştir. Şekil 5.15'te 20 epoch değerinde yapılan test sonuçları bulunmaktadır.

Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
11/20	4.4G	1.033	1.186	1.14	40	640: 100% 69/69 [00:47<00:00, 1.44it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.84it/s]
	all	106	589	0.569	0.495	0.549 0.386
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
12/20	4.35G	0.9641	1.061	1.111	53	640: 100% 69/69 [00:46<00:00, 1.49it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:01<00:00, 2.09it/s]
	all	106	589	0.618	0.471	0.525 0.374
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
13/20	4.34G	0.9492	1.006	1.094	42	640: 100% 69/69 [00:45<00:00, 1.53it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:03<00:00, 1.10it/s]
	all	106	589	0.626	0.456	0.54 0.386
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
14/20	4.29G	0.916	0.9477	1.077	46	640: 100% 69/69 [00:44<00:00, 1.56it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:01<00:00, 2.15it/s]
	all	106	589	0.754	0.459	0.557 0.404
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
15/20	4.33G	0.8903	0.8868	1.051	44	640: 100% 69/69 [00:47<00:00, 1.45it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.87it/s]
	all	106	589	0.793	0.424	0.546 0.4
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
16/20	4.33G	0.8763	0.861	1.05	105	640: 100% 69/69 [00:44<00:00, 1.55it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.39it/s]
	all	106	589	0.579	0.524	0.556 0.411
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
17/20	4.5G	0.8609	0.8362	1.044	52	640: 100% 69/69 [00:44<00:00, 1.55it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.98it/s]
	all	106	589	0.588	0.552	0.568 0.408
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
18/20	4.51G	0.8452	0.8148	1.034	96	640: 100% 69/69 [00:45<00:00, 1.51it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:03<00:00, 1.11it/s]
	all	106	589	0.598	0.55	0.564 0.408
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
19/20	4.38G	0.8284	0.7928	1.02	31	640: 100% 69/69 [00:42<00:00, 1.63it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:01<00:00, 2.00it/s]
	all	106	589	0.611	0.514	0.553 0.405
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
20/20	4.32G	0.829	0.7828	1.016	49	640: 100% 69/69 [00:48<00:00, 1.43it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.55it/s]
	all	106	589	0.607	0.494	0.559 0.408

Şekil 5.14. 20 Epoch değeri ile eğitilen model sonuçları

20 epoch değeri ile yapılan test sonrası algoritma modelinin daha iyi sonuçlar verdiği model eğitiminin veri sonuçlarından ve model eğitimi sırasında test edilen görsellerden anlaşılmaktadır.

Son aşama olarak çalışmanın doğruluk oranını arttırmak ve tahmin oranlarını yükseltmek için 60 epoch değerinde 2 saat süren bir eğitim yapılmıştır. Bu eğitim sonucunda doğruluk oranlarının arttığı ve test sonuçlarının daha net sonuçlar verdiği görülmüştür.

Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
1/60	4.39G	1.917	5.73	1.744	114	640: 99% 68/69 [00:46<00:00, 2.09it/s]/usr/local
return F.conv2d(input, weight, bias, self.stride,						
1/60	4.39G	1.915	5.721	1.742	115	640: 100% 69/69 [00:47<00:00, 1.44it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:05<00:00, 1.49s/it]
	all	106	589	0.878	0.0301	0.0372 0.0241
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
2/60	4.33G	1.556	4.008	1.484	90	640: 100% 69/69 [00:44<00:00, 1.56it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.76it/s]
	all	106	589	0.745	0.135	0.168 0.112
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
3/60	4.41G	1.399	2.778	1.372	109	640: 100% 69/69 [00:46<00:00, 1.49it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.73it/s]
	all	106	589	0.66	0.255	0.267 0.186
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
4/60	4.42G	1.303	2.133	1.301	147	640: 100% 69/69 [00:44<00:00, 1.56it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:03<00:00, 1.14it/s]
	all	106	589	0.59	0.342	0.373 0.253
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
5/60	4.33G	1.246	1.829	1.268	93	640: 100% 69/69 [00:45<00:00, 1.52it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.83it/s]
	all	106	589	0.636	0.353	0.422 0.299

Şekil 5.15. 60 Epoch değeri ile eğitilen model sonuçları

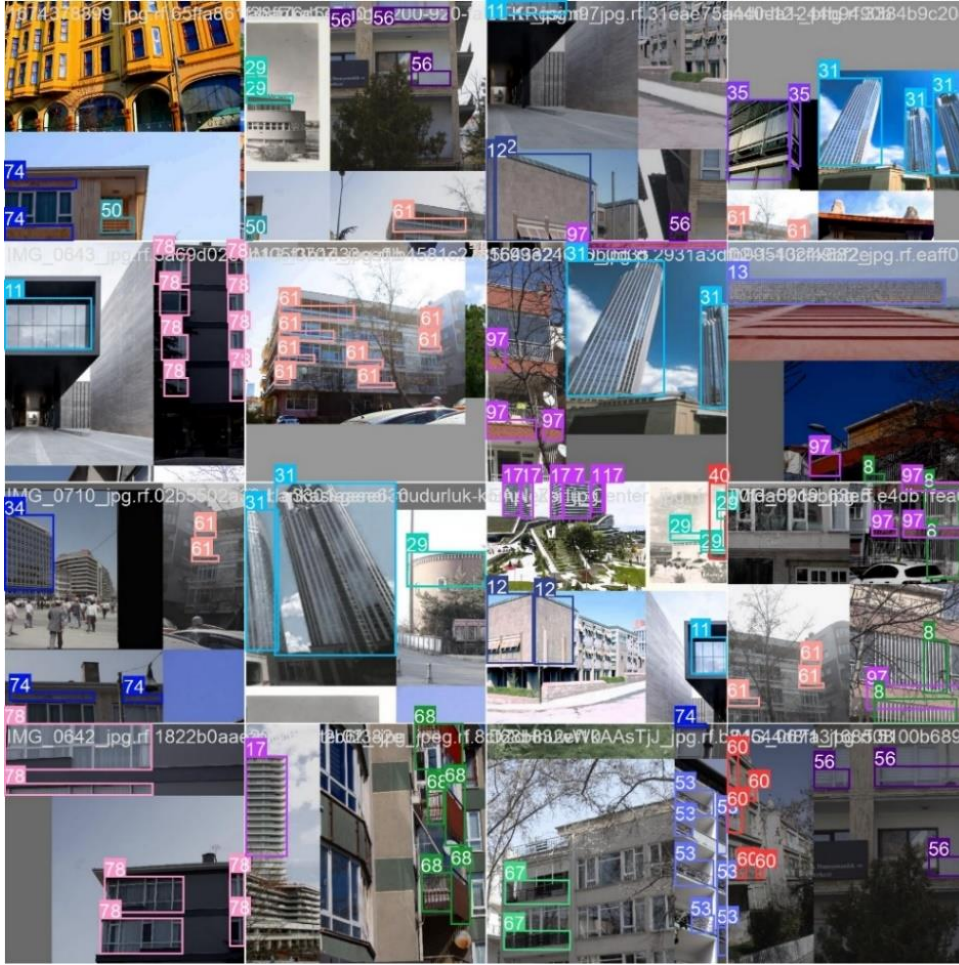
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
55/60	4.37G	0.6129	0.4764	0.9194	52	640: 100% 69/69 [00:41<00:00, 1.66it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.72it/s]
	all	106	589	0.62	0.528	0.578 0.428
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
56/60	4.28G	0.6033	0.4668	0.9174	41	640: 100% 69/69 [00:42<00:00, 1.61it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.99it/s]
	all	106	589	0.619	0.55	0.587 0.429
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
57/60	4.33G	0.6034	0.4697	0.9122	49	640: 100% 69/69 [00:43<00:00, 1.60it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:03<00:00, 1.17it/s]
	all	106	589	0.617	0.543	0.586 0.434
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
58/60	4.49G	0.5964	0.4667	0.9098	70	640: 100% 69/69 [00:41<00:00, 1.65it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:01<00:00, 2.13it/s]
	all	106	589	0.607	0.544	0.578 0.425
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
59/60	4.38G	0.5951	0.4611	0.907	44	640: 100% 69/69 [00:44<00:00, 1.55it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.51it/s]
	all	106	589	0.608	0.542	0.581 0.428
Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
60/60	4.32G	0.5942	0.4624	0.9106	37	640: 100% 69/69 [00:41<00:00, 1.65it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50 mAP50-95): 100% 4/4 [00:02<00:00, 1.92it/s]
	all	106	589	0.63	0.542	0.581 0.429

Şekil 5.16. 60 Epoch değeri ile eğitilen model sonuçları

Çalışmanın eğitimi sonrası elde edilen sonuçlar ve test aşamasında yer alan çıktılar model eğitimi sırasında Google Colab üzerinden aktarılan grafikler ve tespit edilen görseller verilmiştir.

[illegible]

Şekil 5.18. Model eğitimi sonrası veri seti ile test edilen görseller

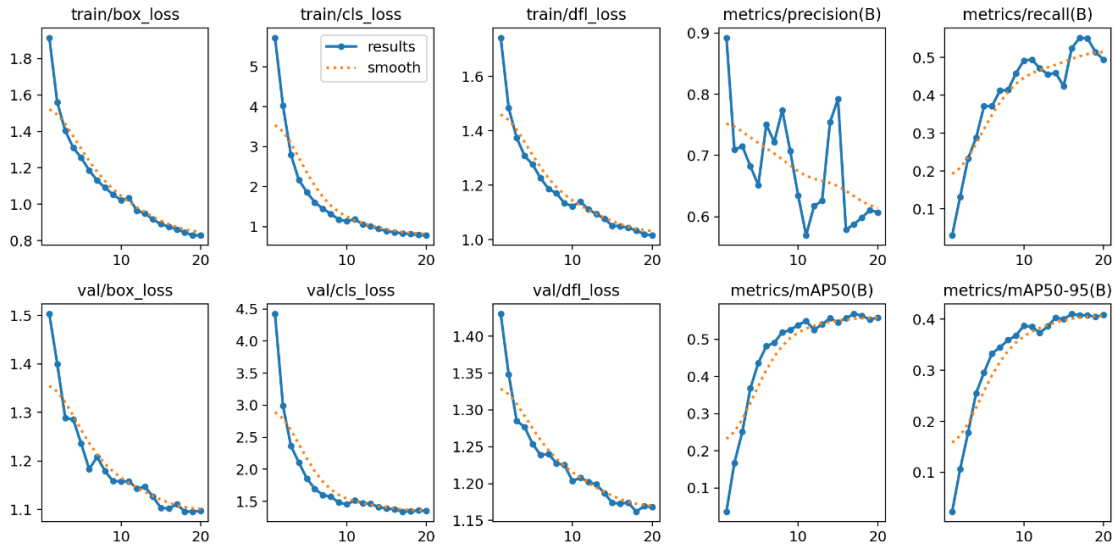


Şekil 5.19. Model eğitimi sonrası veri seti ile test edilen görseller

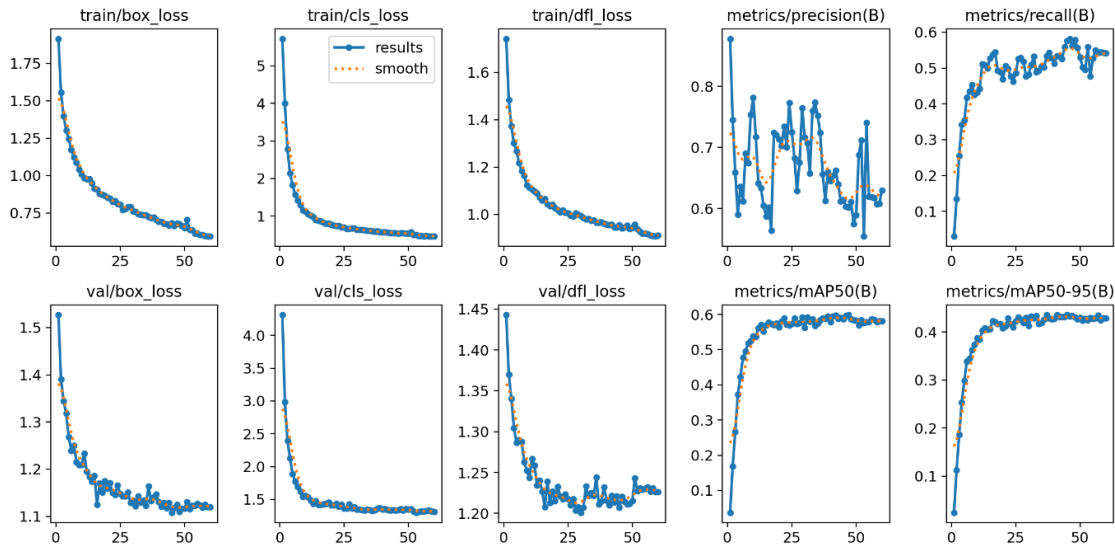


Şekil 5.20. Model eğitimi sonrası veri seti ile test edilen görseller

Test aşamasında test edilen veri setlerinde yer alan binaların sonuçları görülmektedir. Bu noktada yapılarda yapılmış olan etiketleme sürecinin algoritma tarafından başarılı bir şekilde tespit edildiği doğrulanmıştır. Bu sonuçlar modelin eğitimi sırasında kullanılan veri setlerinin test sonuçlarıdır. Algoritma, model eğitimi sırasında veri setlerinin bir kısmını model eğitimi doğrulamak için kullanmaktadır. Bu sebeple sonuç çıktılarında otomatik olarak test edilen görselleri çıktı olarak vermektedir.



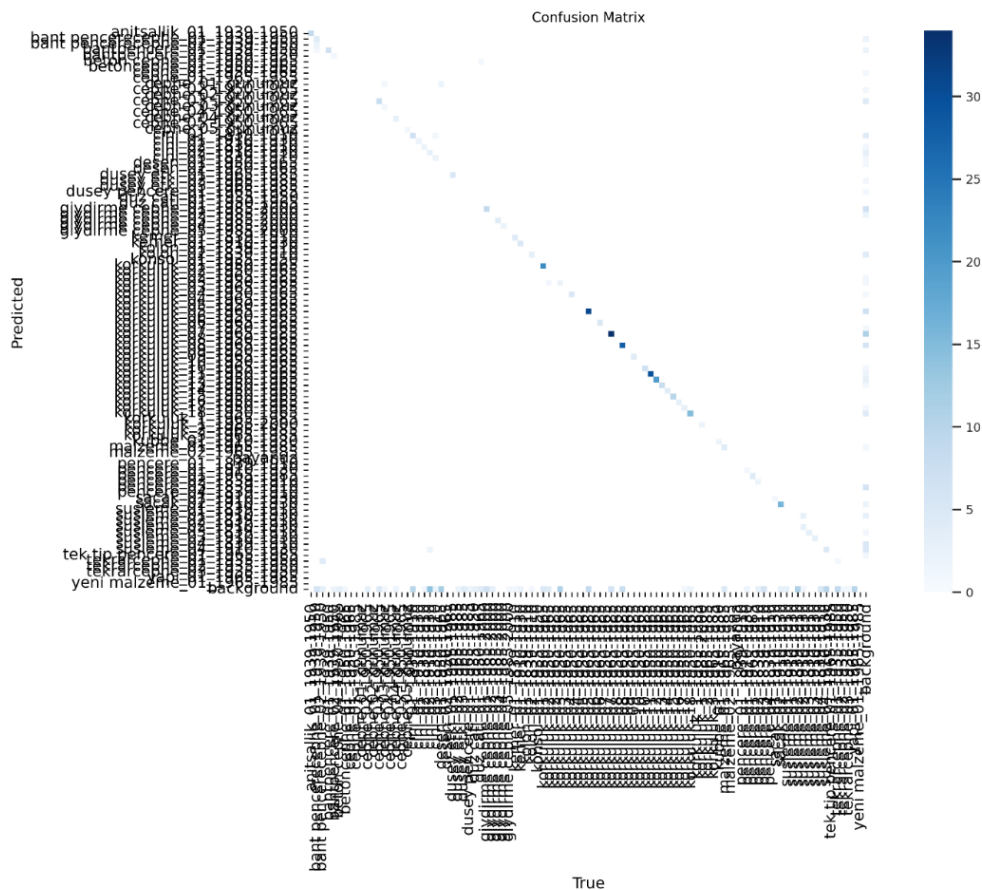
Şekil 5.21. 10-20 Epoch eğitim sonuçları doğruluk grafikleri



Şekil 5.22. 60 Epoch eğitim sonuçları doğruluk grafikleri

Çalışmanın eğitim sonrası sonuçları Şekil 4.23 ve Şekil 4.24'te görülen grafiklerde

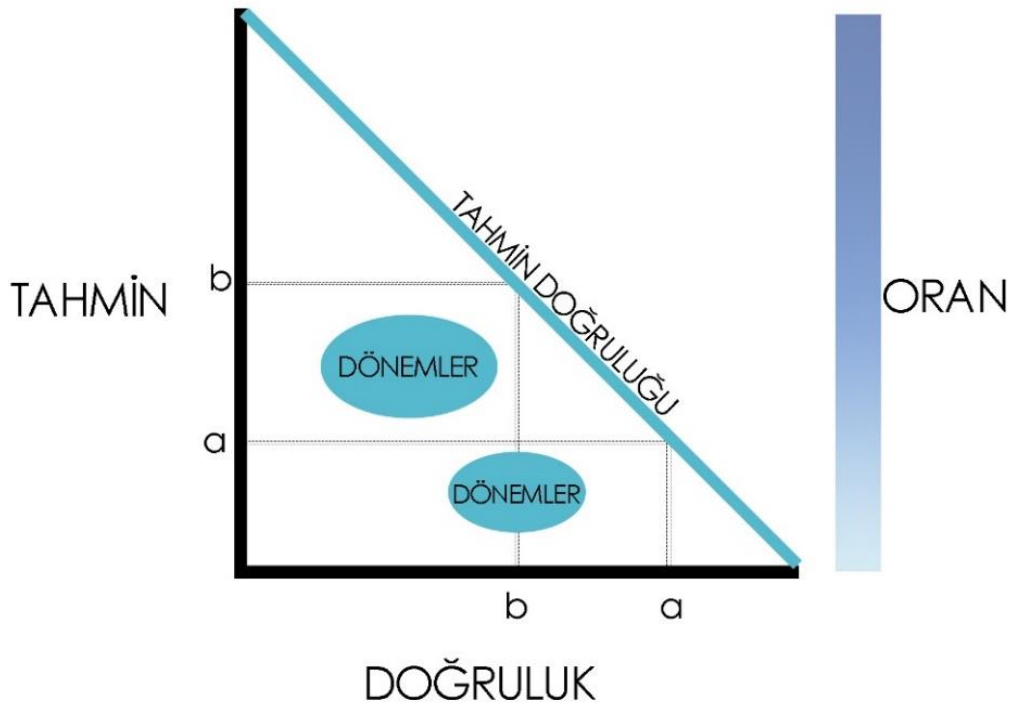
bulunmaktadır. Bu grafikler eğitim sürecinde yer alan farklı epoch değerlerinde oluşturulmuş model eğitiminin başarısını ifade etmektedir. Grafiğin alt kısmında yer alan modelin epoch değeri 10'dan 20'ye daha sonra 60 epoch değerine yükseltildiğinde modelin daha tutarlı davranışlar sergilediği ve eğrilerin daha düzenli davranışlar sergilediği görülmüştür. Eğrilerde yer alan ani değişimler modelde meydana gelen farklı tanımlı objeleri temsil etmektedir. Modelin karmaşık ve çok fazla sınıf barındırması, eğitimde kullanılan görsellerin arka planında yer alan farklı görüntüler, görüntü kalitesi ya da etiketleme sürecinde yer alan herhangi bir engel nedeni ile olduğundan farklı anlaşılması gibi sebepler grafikte farklı sonuçlar oluşmasına sebep olabilmektedir.



Şekil 5.23. Confusion matrix grafiği

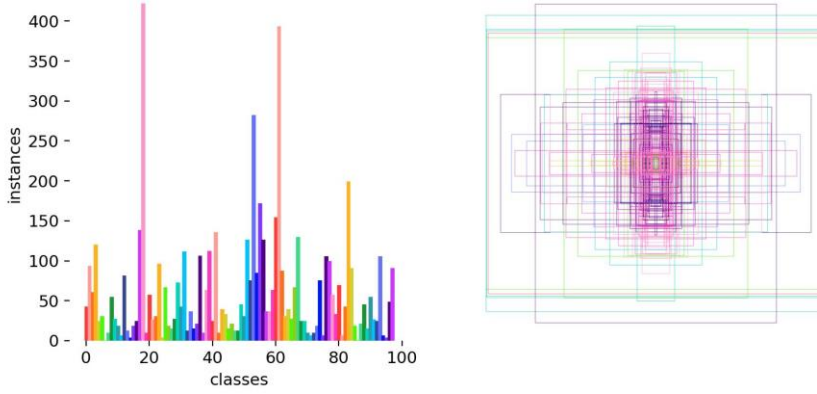
Şekil 5.23’de görülen Confusion matrix grafiği modelin tahmin sürecinin doğruluk oranını vermektedir. Grafiğin orta noktada yoğunlaşması etiketlenen sınıfların ve mimari elemanların doğru bir şekilde tespit edilebildiğini ifade etmektedir. Etiketleme sonrası tanımlanmış sınıfların kaç kere test edildiği ve kaç kere doğru tahmin edildiğini görmekle beraber bazı sınıfların çakışma yaşadığını ve bu çakışmanın doğruluk oranına etkisini de

görebilmekteyiz. Örnek olarak açık mavi renkli görülen sınıfların benzer objeler ile çakıştığını ve koyu mavi noktaların net tahminler olduğunu grafikten görebilmekteyiz. Bunun yanı sıra çalışmanın sonuç aşamasında grafikten alabileceğimiz en nitelikli bilgilerden birisi de tespit yapılan yapılarda modelin doğruluğunu etkileyen en önemli unsurlardan birisinin arka planlar olduğudur. Fotoğrafların arka planlarında bulunan unsurlar yapının test aşamasında tahminlerin doğruluk oranını etkilemiştir.



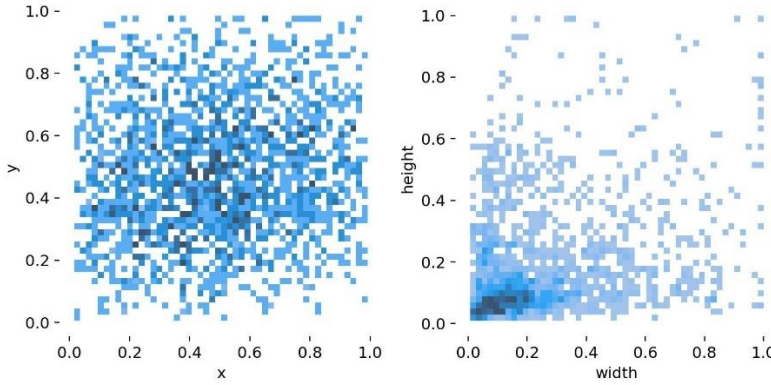
Şekil 5.24. Confusion matrix grafiği analizi

Grafiği doğruluğunu anlamak için oluşturulan grafikte yoğunluk aralıkları ifade edilmiştir. Orta noktada oluşan doğrusal çizgi tahminin doğruluk oranını ifade etmektedir. Grafikte tahmin ve doğruluk olarak verilen iki farklı tanımın içerikleri matrix mantığı olarak karşılıklı çakıştırılmaktadır. Bu sayede a-a, b-b olarak tanımlarının çakışması ile tahmin ve doğruluk verileri örtüşmekte ve bu sayede tahmin doğruluk oranı tanımlar ile birlikte oluşmaktadır. Farklı alanlarda oluşan yoğunlaşmalar ise aynı dönemin farklı tanımlarda yer alan cephe elemanlarını tespit ettiğini ifade etmektedir.



Şekil 5.25. Veri setlerinin sınıf yoğunluğunu

Şekil 5.25’de görülen grafikler eğitilen ve test edilen veri setlerinin sınıf yoğunluğunu temsil etmektedir. Grafikten anlaşıldığı üzere en çok tespit edilen veya tanımlanmış obje, Pembe renkli ve Turuncu renk ile ifade edilen cephe elemanları çini ve korkuluktur. Bu cephe elemanlarının yoğun görülmesini temel sebebi test edilen görsellerde bulunan tekrar eden cephe elemanlarının yoğunluğu ve cephede okunaklı olarak öne çıkan cephe elemanlarıdır.



Şekil 5.26. Objelerin konum yoğunlukları

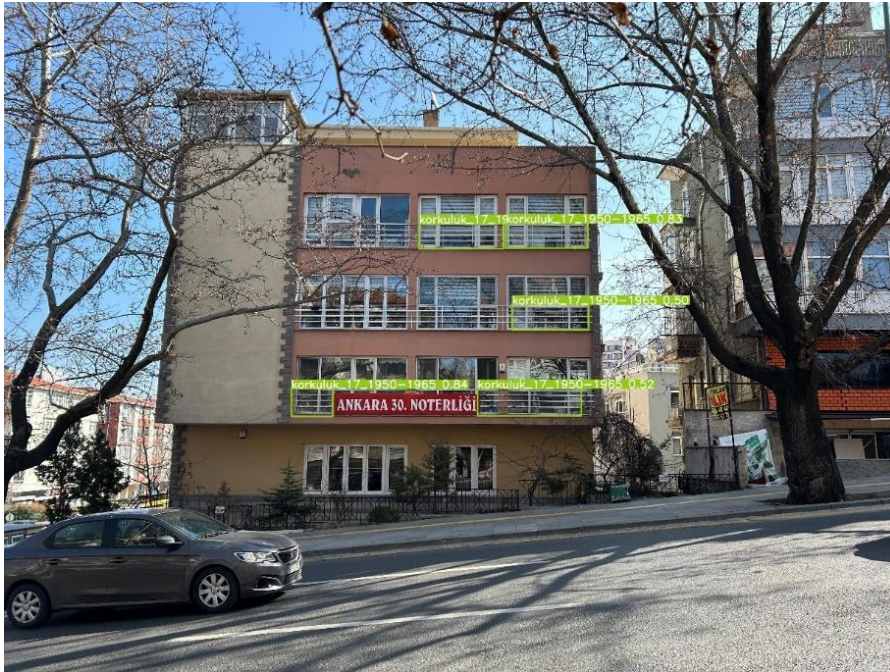
Şekil 5.26’da görülen grafikte tespit edilen objelerin konum yoğunlukları görülmektedir. Veri setlerinde yer alan görsellerin ve fotoğrafların açısı bu grafiğin oluşmasında etkilidir. Görsellerin merkez mercekli ya da sol alt bölgede odaklı olduğu anlaşılmaktadır. Bu sonuçlar eğitim sürecinde cephe elemanlarını analiz ederken çekilen fotoğraflar ve kullanılan görsellerde eğitimin doğruluk oranını arttırabilmek ve çeşitliliğini sağlamak için önemlidir. Bu süreçten sonra tamamlanmış olan model eğitimi pilot bölge olarak seçilen

Cinnah Caddesi'nde test aşamasına geçilerek algoritmanın çalışması ve YOLO üzerinde yapılacak olan bir diğer test sonuçları tartışılacaktır.

5.4. Test ve Çıktılar

Çalışmanın pilot bölgesi olarak seçilen Cinnah Caddesi üzerinde seçilmiş, tarihi ve özellikleri doğrulanabilir yapılar tamamlanmış olan algoritma eğitiminde test edilmiştir. Bu test sürecinde elde edilen çıktılar bu bölümde yer alacaktır. Sonuçlarda iki farklı test aşaması bulunmaktadır öncelikli olarak dönemlerde oluşan farklılığı vurgulamak için eğitim sırasında veri seti olarak kullanılan Cinnah Caddesi yapıları ve test edilmek üzere hazırlanmış olan tescilli olarak da tanımlanmış test yapıları bulunmaktadır.

Test sonuçları algoritmanın belirlediği bir ölçüt olarak 0 ve 1 arası olmak üzere bir doğruluk oranı belirlemektedir ve görsellerde tanımlanan cephe elemanları bu doğruluk oranı üzerinden değerlendirilmektedir. Bir diğer etmen olarak ise görseller üzerinde yer alan farklı sınıflara ait farklı cephe elemanlarının her biri farklı renk kutular ile işaretli bir biçimde sonuç vermektedir. Bu iki etmen algoritmanın sınıflandırma, tanımlama ve doğrulama işlemi sırasında verdiği sonuçlardır. Test sonuçlarını ilk bulguları olarak algoritmadan elde edilen Cinnah Caddesi üzerinde yer alan yapılar bulunmaktadır.



Şekil 5.27. Algoritmada test edilen Cinnah Noter Binası çıktısı

Algoritma da test edilen Cinnah Caddesi üzerinde yer alan noter binası, önünde bulunan ağaç dalları ve cam yansıması sebebi ile tespit edilmesi ön görülen tüm cephe elemanlarını algılayamamıştır. Tespit edilen korkuluklar ortalama 0,85 oranında doğru olarak tanımlanmıştır. Bu örnek tespit yapmak için hazırlanan veri setlerinin daha seçici olarak etiketlenmesi ya da farklı açılardan çekilen fotoğraflar ile hazırlanması ile çözülebilecek bir problemidir.



Şekil 5.28. Algoritmada test edilen Cinnah'ta apartman binası çıktısı

Test edilen bir diğer yapıda cephede yer alan tek tip korkulukların neredeyse tamamının ortalama 0,95 oranında doğru tespit edildiği görülmüştür. Algoritmanın yalnızca bir adet korkuluk tipini farklı algıladığı ve bu farklılığın benzer bir korkuluk ile yakın bulunduğu için algıladığı görülmektedir. Yanlış tespit edilen korkuluk ise doğruluk oranı düşük olarak tanımlanmış olmasına rağmen yapının yaş ve dönem aralığı doğru şekilde tanımlanmıştır.



Şekil 5.29. Algoritmada test edilen Cinnah 19 binası çıktısı

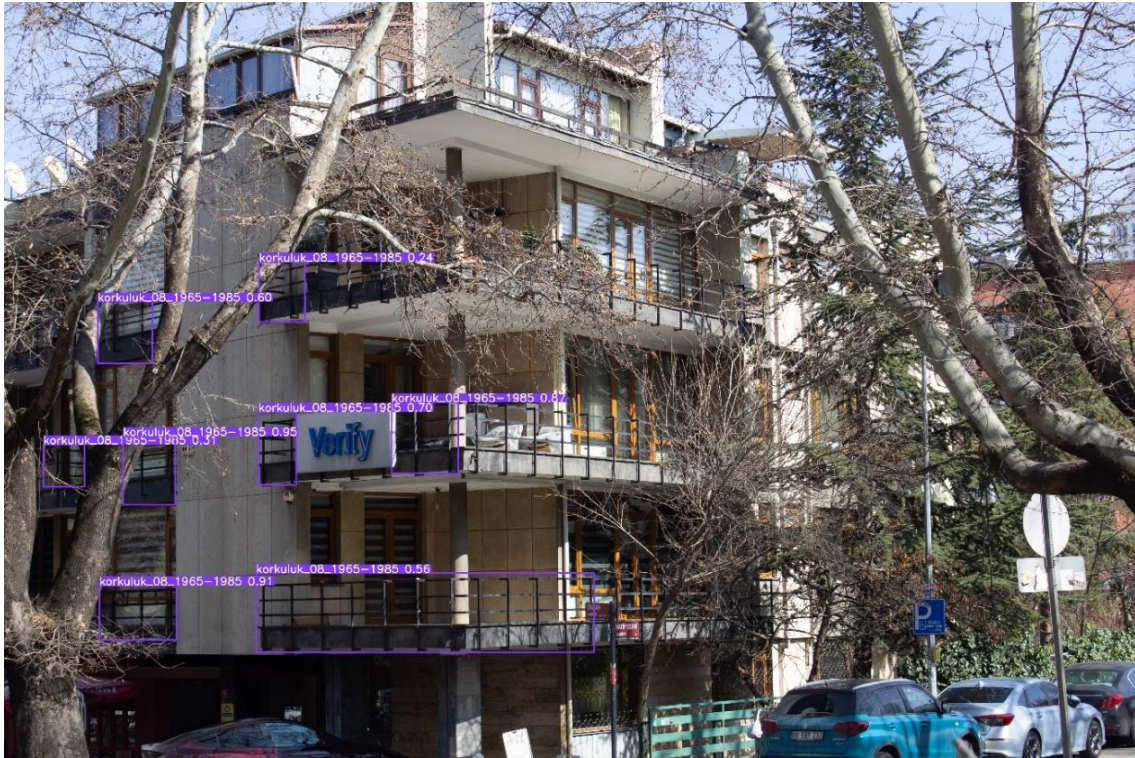
Cinnah 19 yapısı test sonuçları incelendiğinde yapının korkuluklarının ortalama 0,93 doğruluk oranında tahmin edildiğini ancak test edilen fotoğrafın perspektif açısından kaynaklı bozulmalarından dolayı fotoğrafta yer alan tüm korkulukların tanımlanmadığı görülmektedir. Test sonucunda yapının yaş aralığı ve korkuluk stiline doğru bir şekilde tespit edildiği görülmüştür.



Şekil 5.30. Algoritmada test edilen Cinnah'ta apartman binası çıktısı

Algoritmada test edilen bir diğer apartman yapısı özgün olan pencere düzeni ile tanımlanmış ortalama 0,92 doğruluk oranı ile başarılı sonuçlar vermiştir. Ancak yapının önünde bulunan bir engel sebebi ile tüm cephe elemanları net olarak tanımlanmamıştır. Bu durum yapının yaş ve dönem aralığını belirlemeye engel olmamakla beraber başarılı bir test sonucu vermiştir.

Test sonuçlarının ikinci aşaması olarak Cinnah Caddesi üzerinde seçilen 8 adet farklı test yapısı fotoğrafları ile algoritmaya sunulmuştur. Bu yapılar algoritmanın veri setlerinde bulunmayan görsellerin test edilmesi ile oluşmuş sonuçlardır. Bu sonuçlar çalışmanın veri setleri dışında test edilen görsellerin tespit oranlarını vermekte ve çalışmanın sürdürülebilirliğini ifade etmektedir. Bu nedenle doğruluk oranları veri setlerinde veri olarak sunulan görsellerden daha düşük oranlarda çıkmaktadır. Ancak çalışma yaş tahmini için doğru sonuçlar sunabilmektedir.



Şekil 5.31. Algoritmada test edilen Latif Doğu Apartmanı çıktısı

İlk olarak algoritmaya test edilmesi için sunulan görsel latif doğu apartmanıdır. 1968 yılında yapılmış olan yapının önünde bulunana görseli engelleyen ağaçlar nedeni ile tespitin tamamının yapılamadığı görülmüştür. Tanımlanabilen korkulukların değişkenlik gösteren tahmin oranları bulunmaktadır. Ancak test sonucunda algoritmanın başarılı bir şekilde dönem ve yaş tahmini yapabildiği görülmektedir. Tanımlı olarak görülen sınıf korkulukların 1965-1985 yıllarını tahmin eden bir yapı elemanı olduğunu görmektedir.



Şekil 5.32. Algoritmada test edilen Basın Sitesi binası çıktısı

Algoritmaya sunulan bir diğer test yapısı olan basın sitesinin apartmanlarında cephede yer alan korkuluklardan yalnızca bir adet tanımlı korkuluk bulunmuştur. Doğruluk oranı 0,47 olan tespitin dönem aralığı olan 1965-1985 yılları olarak tahmin edilmiştir. Yapım yılı 1963 olan basın sitesini tahmin aralığı net bir şekilde tespit edilmese de yakın dönemler ve benzer stiller olduğu için yapının yaş tahmininin kısmen başarılı olduğu gözlenmektedir.



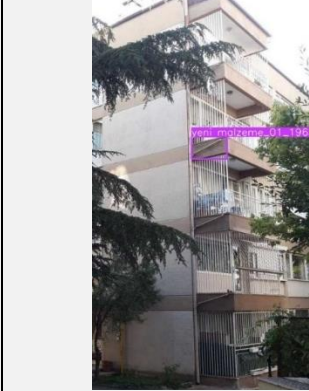
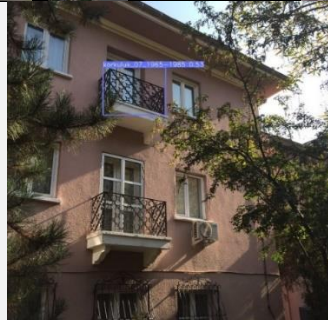
Şekil 5.33. Algoritmada test edilen Cinnah 94 binası çıktısı

Bir diğer test yapısı olarak Cinnah 94 yapısının test sonuçları Şekil 4.36’da görülmektedir. Yalnızca bir adet korkuluğun tanımlandığı binada, binanın 1950-1965 yılları arasına bulunduğunu tanımlamıştır.

Çizelge 5.1. Cinnah Caddesi üzerinde yapılan test sonuçları

YAPI KÜNYESİ	TANIMLANMASI BEKLENEN ALANLAR		TEST SONUCU TANIMLANAN ELEMENLAR		YAŞ TAHMİNİ
Cinnah 19 1955	VERİ SETİ				1950- 1965
					
					
Cinnah 94 1964	VERİ SETİ				1950- 1965
					
					
Latif Doğu Apartmanı 1968	VERİ SETİ				1965- 1985
					
					
Cinnah 22 1963	VERİ SETİ				-
					
					

Çizelge 5.1. (devam) Cinnah Caddesi üzerinde yapılan test sonuçları

	VERİ SETİ								
Basın Sitesi 1963									
									1965-1985
	VERİ SETİ								
İbrahim Ethem Kavşit Apartmanı 1965									
									1950-1965
	VERİ SETİ								
Güneş 7-9 Apartmanı 1951									
									1965-1985

Cinnah Caddesi üzerinde yapılan test sonuçları tablosu incelendiğinde Cinnah 22 yapısı dışında kalan tüm yapıların stil ve yaş tahminlerinin veriler algoritmaya tanıtılmamış ve modelde eğitilmemiş de olsa yapılabildiği görülmüştür. Test sonucunda Cinnah 19, İbrahim Ethem Kavşit Apartmanı ve Latif Doğan Apartmanı yapılarının net ve doğru sonuçlar verdiği, Cinnah 94 yapısının sınırlı sonuçlar ile yalnızca cephe dışında yer alan korkulukları

tanımladığı, Güneş 7-9 Apartmanında bir korkuluğun tanımlandığı ancak yaş tahmininin doğru olmadığı, Basın Sitesinde ise yalnızca cephe üzerinde yer alan bir tanımın bulunduğu görülmüştür. Bu sonuç çalışmanın sürdürülebilir ve test edilebilmesinin geliştirilebilir bir şekilde olabileceğini göstermektedir. Eğitilen yapıların daha nitelikli görselleri ve daha kaliteli fotoğrafları ile daha kesin sonuçlar alınabildiği görülmektedir.

5.5. Araştırma Bulguları ve Sonuçların Değerlendirilmesi

Araştırma sonuçları değerlendirildiğinde test edilen görsellerin 0 ve 1 değeri üzerinden ortalama 0,85-0,95 aralıklarında doğru sonuçlar verdiği ve başarılı olarak tanımlanabildiği görülmüştür. Bu sonuçlar araştırmanın test bölgesi olarak çalışılan Cinnah Caddesi'nde bulunan binaların yaş ve stil analizini yapılabilirliğini doğrulamaktadır. Cinnah Caddesi'nde bulunan yapıların ortalama dönem aralıklarının 1950'li yıllardan itibaren gelişen karma, ticari ve konut yapıların ağırlıklı olduğu yapılardan oluştuğu, cephe özellikleri bakımından değerlendirildiğinde ise dönemine özgü özgün korkulukların ve cephe düzenlerinin bulunduğu farklı örneklerin başarılı olarak tanımlandığı görülmüştür. Çalışma sonuçları yalnızca Cinnah Caddesi bünyesinde olmamakla beraber tarihsel gelişimi vurgulayabilmek ve farklı dönemlere ait cephe elemanlarını tanımlayarak ayrıştırabilmesi bakımından farklı dönemlere ait yapılarda da yaş tahmini ve dönemsel stil tespiti yapılabildiğini doğrulamaktadır. Çalışmanın kapsamının geniş tutulmasının en temel sebebi kronolojik olarak belirlenmiş kılavuz yapıların günümüz derin öğrenme algoritmasında yapılan bu eğitimde, günümüz yapılarından ya da geçmiş dönem yapılarından ayrışabilmesini ve Cinnah Caddesi üzerinde bulunan belirli dönem yapılarını tespit ettiğini kanıtlayabilmektir.

Çalışmanın farklı olası riskleri bulunmaktadır. Bunların başında uygulamasının yapıldığı bu algoritmanın bulgularında oluşan yanlış paylarıdır. Çalışmada olası hata payı bulunmaktadır ancak YOLO algoritması çalışma mekaniğinde yaptığı tahminler için hata kontrolü yaparak bu hataları minimize etmeye çalışır. Hata oranını hesaplamak için hata fonksiyonunu (loss function) kullanılır. Bu hesaplama ile çalışmada kaynaklanan hataları optimize ederek en aza indirger. Bu sebeple algoritma ve tez çalışmasında yapılan bu araştırma sürdürülebilir ve geliştirilebilir bir sitem olarak mimarlık, planlama ve koruma gibi disiplinler için önemli bir potansiyel barındırmaktadır.

Araştırma sonucunda test edilen binaların sonuçları görsel veriler ile alınmış olup gerçek zamanlı olarak sonuç verebilmektedir. Sonuçlar farklı formatlarda raporlanabilir ya da tanımlanabilir bir şekilde geliştirilmeye açıktır. Bu konuda günümüzde çeşitli çalışmalar hala yapılmaktadır. Test sonuçlarının bir mobil yazılım ya da web yazılımı desteği ile kullanıma açılabilmesi, programlama disiplini çerçevesinde geliştirilen çözümler ile mümkündür. Bu konuda farklı uygulamalar ve yazılımların geliştirilebilmesi ve bu çalışmanın topluma kazandırılabilmesi yazılım destekleri ile mümkün hale gelebilmektedir. Araştırmada kullanılan yöntemin birçok farklı çeşitte ve disiplinde örnekleri bulunmakta olup bu yöntem sürdürülebilir ve kapsamı genişleyebilen bir potansiyele sahiptir. Bu yöntem gelecekte gelişecek olan teknolojik aletler ve yapay zekâ algoritmaları ile daha farklı ve güçlü çözümler üretilebilmesinin de önünü açacaktır. Bu bağlamda değerlendirdiğimizde yapay zekâ ve derin öğrenme algoritmaları kullanmak mimarlık disiplini için gelecek vadeden çözümler sunabilecek bir potansiyele sahiptir.

6. SONUÇ

Günümüzde binaların koruma ve restorasyon gibi farklı mimari süreçlerde incelenmesi ve ön keşiflerinin yapılması, özellikle tahmini yaş ve stil analizlerinin oluşturulması oldukça zahmetlidir. Bu konuda farklı teknolojik gelişmelerden yararlanmak ve çoklu disiplinleri değerlendirerek bir yöntem geliştirmek tez çalışmasının temel amacı olarak görülmüştür. Türkiye oldukça farklı kültürleri barındıran önemli bir mimari geçmişe sahip olup, yaşadığı politik ve sosyal etkiler ile birlikte Cumhuriyetin erken dönemleri başta olmak üzere oldukça hızlı değişimlere maruz kalmıştır. Bu sebeple bünyesinde bulunan farklı stillere ve dönemlere ait çeşitli ve değerli yapılar barındırmaktadır.

Tez çalışmasında uygulaması ve testleri yapılan yeni bir derin öğrenme modeli geliştirilmesi günümüzde mimarlık disiplinine entegre edilen yapay zekâ ve görüntü işleme teknolojilerinin geleceği hakkında olumlu sonuçlar vermektedir. Günümüzde UNESCO ve ICOMOS gibi kültürel miras ve korumaya yönelik önemli adımlar atan kurumların da yeni gelişmekte olan yapay zekâ ve özellikle görüntü işleme teknolojilerini aktif olarak çalışmalara entegre ederek desteklemektedir. Tez çalışmasında uygulaması yapılan ve geliştirilen derin öğrenme modeli bu kapsamda değerlendirildiğinde çalışmaların geliştirilmesi sadece mimari disiplinlere fayda sağlamayıp aynı zamanda koruma ve tarihi birikimlere de yön gösterecek bir potansiyel barındırmaktadır.

Tez çalışmasında yapılması amaçlanan temel unsur Türkiye içerisinde yer almış yakın dönem değişimlerini ve farklılıklarını vurgulayabilecek bir yöntem geliştirmektir. Bu sebeple günümüz teknolojilerinden yararlanarak yapay zekâ ve derin öğrenme alanlarını mimari disiplin ile bir arada tutarak bir yöntem çalışması yapılmıştır. Çalışmada YOLO algoritmasını kullanarak yapıların sınıfları tanımlanmış ve belirlenmiş ve bu tanımlar ile geliştirilen veri setleri eğitilerek bu sayede de çalışan bir algoritma düzeni oluşturmuştur. Çeşitli eğitimler ve testler ile sonuçlanan model eğitimi sonucunda testler yapılmıştır. Sonuç olarak ise derin öğrenme algoritmaları ile yapılan binalarda yaş ve stil tespiti yapmayı amaçlayan yöntem algoritmaların sonuçları ile değerlendirildiğinde başarılı olarak gerçekleşmiştir. Çalışmada tarihsel gelişimleri bakımından incelenen ve hazırlanan literatür bilgileri ve literatür bilgileri ile paralel olarak kronolojik şekilde belirlenmiş olan kılavuz yapılar ile hazırlanmış veri setleri, çalışmanın altyapısını oluşturmuş ve dönem tahmini için

bir ölçek olarak kullanılmıştır. Bu sayede geliştirilen veri setleri ve cephe elemanları ile yaş ve stil tespiti için bir alt yapı hazır hale gelmiştir. Oluşturulan ve bir araya getirilen tüm kaynaklar çalışmanın yönteminin birer parçası olarak işlev görmüş aynı zamanda çalışmanın geliştirilebilir olmasının önünü açmıştır.

Tez çalışmasında elde edilen bu yöntem daha iyi ve kaliteli bilgisayar, yazılım ve kamera sistemleri ile geliştirilebilirdir. Teknolojinin gelişmesi ve imkânların artması ile birlikte verilere ve kaynaklara erişimlerin kolay hale gelmesi ve daha kaliteli ve iyi imkânlarda elde edilen görseller ve veri setleri ile çok daha geniş kapsamlı ve doğru sonuçların çıkması mümkündür.

Çalışma sonucunda elde edilen veriler doğrultusunda binaların yaş ve stil tespitinin başarılı olması ile mimari disipline birçok faydası bulunmaktadır. Bunların başında hızlı ve pratik bir şekilde yaş ve stil tespiti yapabilen bir algoritmanın açık erişimli olarak kullanıcılara sunulması bulunmaktadır. Geliştirilen derin öğrenme modeli, görsellerin ya da fotoğrafların test edilebilmesi için çeşitli yazılım destekleri ile mobil uygulama üzerinden kullanıcılarına rahatlıkla kullanılabilir bir şekilde sunulmasına imkân sağlamaktadır. Aynı zamanda açık erişimli olabilecek olan bu uygulama gerekli yazılım desteği ile internet arayüzlü olarak da kullanılabilecek bir sistem olarak çalışmaya uygundur.

Geliştirilen bu modeli kullanmak için herhangi bir uzman ya da bilirkişi bilgisine ihtiyaç duyulmamaktadır. Bu sayede bilirkişi ve uzmanlar tarafından geliştirilen algoritma toplumsal olarak da açık kaynaklı erişime sahip olup topluma mimari bilinç kazandırabilme potansiyeli de barındırmaktadır.

Algoritmada kullanılan yöntem veri setlerinin kalitesi ve çokluğu ile ilişkili olduğundan çeşitlilik arttıkça ve teknoloji geliştikçe yöntem sürdürülebilir bir şekilde gelişmeye, büyümeye ve devamlı olarak doğruluk oranını arttırmaya devam etmektedir. Bu sayede yöntemin kullanılabilirliği ve sistematik oluşu mimari belgeleme koşullarını iyileştirebilecek ve özellikle koruma, planlama vb. disiplinlere büyük fayda sağlayacaktır. Sonuç olarak kent kimliğine uygun, kentin mimarlık hafızasını kapsayan, kendi kendini dönüştürebilen ve geliştirebilen bina cephelerinin tasarımı ve modern mimari mirasın korunumu yapay zekâ teknolojileri ile mümkündür.

KAYNAKLAR

- Aalami, N. (2020). Derin Öğrenme Yöntemlerini Kullanarak Görüntülerin Analizi. *ESTUDAM Bilişim Dergisi*, 1(1), 17-20.
- Akdağ, G. (2019). *Ankara'da I. Ulusal Mimarlık Dönemi Banka Binalarında Cephe Düzeni ve Süsleme (1926-1929)*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Aksoezen, M., Daniel, M., Hassler, U., ve Kohler, N. (2015). Building age as an indicator for energy consumption. *Energy and Buildings*, 87, 74-86. doi:10.1016/j.enbuild.2014.10.074
- Akyürek, G. (2009). Tanzimat Döneminde Mimarlığın Değişen Bilgisi: Fenn-i Mimari, Gazeteler ve Diğerleri. *Türkiye Araştırmaları Literatür Dergisi*, 7(13), 93-120.
- Alkan, L. (2014). 1980 Sonrası Konut Politikalarının Mekansal Yansımaları: Ankara Örneği. *IDEALKENT*, 5(12), 103-131.
- Alkışer, Y., ve Yürekli, H. (2004). Türkiye’de “Devlet Konutu”nun dünü, bugünü, yarını. *İTÜ Dergisi A: Mimarlık, Planlama, Tasarım*, 3(1), 63-74.
- Alpagut, L. (2009). 1930’larda Bir Mimar: İzzet Baysal. *Hacettepe Üniversitesi Edebiyat Fakültesi Dergisi*, 26(1), 13-32.
- Alsaç, Ü. (1992). *Türk Mimarlığı*, İstanbul: İletişim Yayınları, 28-98.
- Aslanapa, O. (1986). *Osmanlı devri mimarisi: Orhan Gazi’den başlayarak sonuna kadar padişahlara göre gelişmesi*. İstanbul: İnkılap Kitabevi Yayınları, 54-78.
- Avcı Hosanlı, D. (2020). 1920'lerin Ankara'sından Bir Mahallenin ve Konutlarının Anlattıkları. *IDEALKENT*, 11(31), 1517-1548.
- Avcı Hosanlı, D., ve Bilgin Altınöz, A. G. (2016). Ankara İstiklal Yahudi Mahallesi: Tarihi, dokusu ve konutları. *TÜBA-KED Türkiye Bilimler Akademisi Kültür Envanteri Dergisi*, (14), 72-104. doi:10.22520/tubaked.2016.0004
- Baduge, S. K., Thilakarathna, S., Perera, J. S., Arashpour, M., Sharafi, P., Teodosio, B., Shringi, A., ve Mendis, P. (2022). Artificial intelligence and smart vision for building and construction 4.0: Machine and deep learning methods and applications. *Automation in Construction*, 141, 1-26. doi:10.1016/j.autcon.2022.104440
- Balaban Varol, E., ve Elibol, G. C. (2021). Change of Common Spaces from Construction to Settlement: A Research on Housing Cooperatives Constructed in Ankara Between 1950-1980. *Megaron*, 16(3), 488-507.
- Balamir, A. (2003). Mimarlık ve Kimlik Temrinleri I: Türkiye’de Modern Yapı Kültürünün Bir Profili. *Mimarlık Dergisi*, 313(1).

- Balamir, A. (2003). Mimarlık ve Kimlik Temrinleri II: Türkiye’de Modern Yapı Kültürünün Bir Profili. *Mimarlık Dergisi*, 314(1).
- Bancı, S. (2020). Notes from an Archiving Project: Building the Private Archive of an Architect in Turkey. *Bitácora Arquitectura*, (45), 28-43. doi:10.22201/fa.14058901p.2020.45.77622
- Bayraktar, N. (Ed.). (2020). *Sivil mimari bellek Ankara 1930-1980* (İkinci Baskı). Ankara: VEKAM Yayın, 77-91.
- Bayraktar, A. N. (2016). Başkent Ankara’da Cumhuriyet Sonrası Yaşanan Büyük Değişim: Modern Yaşam Kurgusu ve Modern Mekânlar. *Ankara Araştırmaları Dergisi*, 4(1), 67-80.
- Bayraktar, N., Tekel, A., ve Yalçiner Ercoşkun, Ö. (2008). Ankara Atatürk Bulvarı Üzerinde Yer Alan Kentsel Donatı Elemanlarının Sınıflandırılması, Değerlendirilmesi ve Kent Kimliği İlişkisi. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 23(1), 105-118.
- Bayram, A. F., ve Nabiye, V. (2023). Derin öğrenme tabanlı saklanan kamufle tankların tespiti: son teknoloji YOLO ağlarının karşılaştırmalı analizi. *Gümüşhane Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 13(4), 1082-1093.
- Biljecki, F., Chow, Y. S., ve Lee, K. (2023). Quality of crowdsourced geospatial building information: A global assessment of OpenStreetMap attributes. *Building and Environment*, 237. doi:10.1016/j.buildenv.2023.110295
- Büyücek, G., ve Büyücek, S. (2020). Ankara Gündelik Hayatının Sözlü Tarih Okuması: Güvenevler Mahallesi, 1950-1980. *Ankara Araştırmaları Dergisi*, 8(1), 105-125.
- Çağlar, N., Boyacıoğlu, E., ve Tuna, Z. (2013). Sevgi Soysal ve Yenişehir’de Bir Öğle Vakti romanından Mimari/kentsel Mekâna İlişkin Çıkarımlar. *Dokuz Eylül Üniversitesi Edebiyat Fakültesi Dergisi*, 2(3), 61-80.
- Çetin, Y. (2018). İkinci Milli Mimarlık Hareketi ve Sonrası Mimarisinin Günümüz Tarihi Kentlerin Dokusuna Katkısı Üzerine Bir Değerlendirme. *Social Sciences Studies Journal*, 4(22), 4074-4087.
- Çolak, S., ve Erarslan, A. (2021). Birinci ulusal mimarlık dönemi konut yapıları; İstanbul örnekleri. *Anadolu Bil Meslek Yüksekokulu Dergisi*, 16(62), 203-226.
- Çubukçu, E. (2021). Erken Cumhuriyet Dönemi Mimarisinde Ulusal Kimlik Arayışı: Ankara’daki Kamu Yapıları. *Kültür Araştırmaları Dergisi*, (9), 359-378. doi:10.46250/kulturder.902838
- Daş, R., Polat, B., ve Tuna, G. (2019). Derin Öğrenme ile Resim ve Videolarda Nesnelerin Tanınması ve Takibi. *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 31(2), 571-581.

- Doğan, F., ve Türkoğlu, İ. (2019). Derin Öğrenme Modelleri ve Uygulama Alanlarına İlişkin Bir Derleme. *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*, 10(2), 409-445.
- Doğan, K. (2019). *1920-1938 Dönemi Ankara'da Yapılan Kamu Yapıları*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Trakya Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Edirne.
- Doğan, O., Bande, N., Genç, Y., ve Akyon, F. C. (2022). Keçiören/Ankara Özelinde Konut Rayiç Değerlerinin Yapay Sinir Ağları Metodu Kullanılarak Tahmini. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (35), 113-128. doi:10.18092/ulikidince.941952
- Dönmez, M. A. (2021). *Konutlarda Dönemsel Farklılıkların Tespiti İçin Derin Öğrenme Tabanlı Bir Cephe Analiz Yöntemi: Konya Örneği*. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Konya Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Konya.
- Eğri, E. C. (2011). *1950-1965 Yılları Arasında Türkiye'de Değişen Konut İç Mekân Kavramı (Ankara Örneği)*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Bahçeşehir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Ekenyazıcı Güney, E., ve Tulum Okur, H. (2021). 1960-1980 Yılları Arasının Üretken Figürlerinden Melih Koray'ın Apartman Tasarımlarındaki Cephe Dili. *Megaron*, 16(3), 454-467.
- Elmalı Şen, D., Midilli Sarı, R., Sağsöz, A., ve Al, S. (2014). 1960-80 Cumhuriyet Dönemi Türk Mimarlığı. *Journal of Turkish Studies*, 9(10), 541-556.
- Erdoğan, S. K. (2020). *Mekânsal Arayüzler: 1960-1980 Yılları Arasında İnönü Caddesi'nde İnşa Edilen Modern Apartmanlar Üzerine Bir Araştırma*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İzmir Demokrasi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir.
- Erdoğan, Ü., ve Eynallı, E. (2015). Mimar Vedat Tek. *Restorasyon Yıllığı Dergisi*, 11(1), 45-55.
- Ergut, E. A. (2009). Cumhuriyet Dönemi Mimarlığı: Tanımlar, Sınırlar, Olanaklar. *Türkiye Araştırmaları Literatür Dergisi*, 7(13), 121-130.
- Ersen, A. (2012). Sir Bernard Feilden 1919-2008 Koruma Mimarları için Anıt bir Anı. *Restorasyon ve Konservasyon Çalışmaları Dergisi*, 1(9), 3-11.
- Eryadın, Z. (2016). Kentsel Markalaşma Stratejilerinin Kent Belleği ve Kent İmgesi Üzerine Etkileri: Ankara Örneği. *İDEALKENT*, 7(20), 830-855.
- Garbesevski, O. M. (2020). *Large-scale Building Age Classification For Urban Energy Demand Estimation*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Delft Teknoloji Üniversitesi Teknoloji Politika ve Yönetim Fakültesi, Delft.
- Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., ve Malik, J. (2014, Haziran). *Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation*. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Ohio, ABD.

- Gündüz, G., ve Cedimoğlu, İ. H. (2019). Derin Öğrenme Algoritmalarını Kullanarak Görüntüden Cinsiyet Tahmini. *Sakarya University Journal of Computer and Information Sciences*, 2(1), 9-17.
- Gürsel, B. (2020). Türk-Amerikan Derneği: Bir Ankara Kurumunun İlk Yirmi Yılı. *Ankara Araştırmaları Dergisi*, 8(1), 177-186.
- Hasol, D. (2008). *Ansiklopedik mimarlık sözlüğü* (10. Baskı). İstanbul: YEM Yayın, 365-375.
- İnan, A. (1973). Ankara'nın Eski Evleri, Türk Ev Kültürü, Müze Evler. *Belleten*, 37(145), 123-128.
- İnik, Ö., ve Ülker, E. (2017). Derin Öğrenme ve Görüntü Analizinde Kullanılan Derin Öğrenme Modelleri. *Gaziosmanpaşa Bilimsel Araştırma Dergisi*, 6(3), 85-104.
- İnternet: Akay, Z. Kendi Evinde Sürgün Modernizm: Seyfi Arkan'ın 1940 Sonrası Yapıtları. URL-1: <https://zaferakay.blogspot.com/2014/09/kendi-evinde-surgun-modernizm-seyfi.html>, Son Erişim Tarihi: 26.12.2024
- İnternet: Ankara'da İz Bırakan Mimarlar. URL-2: <https://www.ankaradaizbirakanmimarlar.com/>, Son Erişim Tarihi: 20.12.2024
- İnternet: Artificial Intelligence – AI. URL-3: <https://www.unesco.org/en/artificial-intelligence>, Son Erişim Tarihi: 26.12.2024
- İnternet: Aslan, J. İ. Yarım Asırlık "Modern": Cinnah 19. URL-4: <https://www.lavarla.com/yarim-asirlik-modern-cinnah-19/>, Son Erişim Tarihi: 20.12.2024
- İnternet: Bandyopadhyay, H. The Definitive Guide to Instance Segmentation. URL-5: <https://www.v7labs.com/blog/instance-segmentation-guide>, Son Erişim Tarihi: 26.12.2024
- İnternet: Cengiz, B. Serhat. II. Ulusal Mimari Akımı. URL-6: <https://www.turkchem.net/ii-ulusal-mimari-akimi.html>, Son Erişim Tarihi: 24.12.2024
- İnternet: Çarkacı, N. Derin Öğrenme Uygulamalarında En Sık kullanılan Hiperparametreler. URL-7: <https://medium.com/deep-learning-turkiye/derin-ogrenme-uygulamalarinda-en-sik-kullanilan-hiper-parametreler-ece8e9125c4>. Erişim tarihi: 25.12.2024.
- İnternet: Ibrahim, M. AI in Art and Cultural Heritage Conservation. URL-8: <https://www.ultralytics.com/tr/blog/ai-in-art-and-cultural-heritage-conservation>, Son Erişim Tarihi: 26.12.2024
- İnternet: Jocher, G., Chaurasia, A., ve Qiu, J. Ultralytics YOLO. URL-9: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>, Son Erişim Tarihi: 26.12.2024

- İnternet: Keita, Zoumana. YOLO Object Detection Explained. URL-10: <https://www.datacamp.com/blog/yolo-object-detection-explained>, Son Erişim Tarihi: 20.12.2024
- İnternet: Redmon, J., ve Farhadi, A. YOLO: Real-time object detection. URL-11: <https://pjreddie.com/darknet/yolo/>, Son Erişim Tarihi: 25.12.2024
- İnternet: Sivil Mimari Bellek Ankara. URL-12: https://sivilmimaribellekankara.com/proje_ciktilari.html, Son Erişim Tarihi: 22.12.2024
- İnternet: Şahin, R. Yüzyılın mimarlığı: Cumhuriyet. URL-13: <https://www.gazeteduvar.com.tr/yuzyilin-mimarligi-cumhuriyet-haber-1642176>, Son Erişim Tarihi: 26.12.2024
- İnternet: The Best Object Detection Methods for 2023. URL-14: <https://www.augmentedstartups.com/blog/the-best-object-detection-methods-for-2023-a-comprehensive-guide>, Son Erişim Tarihi: 22.12.2024
- Kaçar, C. (2005). *1990 Sonrası Ankara Apartman Konutlarında Mimari imaj Arayışları: Çiğdem, Çukurambar ve Mustafa Kemal Mahalleleri*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Karaçağ, A. (2017). Geleneksel Türk Konut Mimarisine Ankara-Ulus'tan Bir Örnek. *MANAS Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 6(3), 353-375.
- Kılıçoğlu, Ö. (2019). *Karma İşlevli Konut Kompleksleri: Ankara Örneği*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Atılım Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Koca, D. (2016). Türkiye’de Çağdaş Konut Üretiminin Yeniden Okunması. *Tasarım + Kuram*, 11(19), 19-36.
- Kumar, H., ve Martin, A. (2023). Artificial emotional intelligence: Conventional and deep learning approach. *Expert Systems with Applications*, 212. doi:10.1016/j.eswa.2022.118651
- Kuyrukçu, Z., ve Yıldız Kuyrukçu, E. (2017). Tarihi ve Kültürel Süreklilik Bağlamında Sait Bektimur Evi’nin Yeniden Kullanımı. *Artium*, 5(2), 38-50.
- La Russa, F. M., ve Santagati, C. (2021). An AI-based DSS for preventive conservation of Museum collections in historic buildings. *Journal of Archaeological Science: Reports*, 35. doi:10.1016/j.jasrep.2020.102735
- LeCun, Y., Bengio, Y., ve Hinton, G. (2015). Deep Learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
- Li, Y., Chen, Y., Rajabifard, A., Khoshelham, K., ve Aleksandrov, M. (2018, Eylül). *Estimating Building Age from Google Street View Images Using Deep Learning*. International Conference Geographic Information Science, Melbourne, Avustralya.

- Liu, X., Zeng, S., Namaiti, A., ve Xin, R. (2023). Comparison between three convolutional neural networks for local climate zone classification using Google Earth images: A case study of the Fujian delta in China. *Ecological Indicators*, 148, 1-25. doi:10.1016/j.ecolind.2023.110086
- Llamas, J., M. Lerones, P., Medina, R., Zalama, E., ve Gómez-García-Bermejo, J. (2017). Classification of Architectural Heritage Images Using Deep Learning Techniques. *Applied Sciences*, 7(10), 992-1017.
- Loverdos, D., ve Sarhosis, V. (2022). Automatic image-based brick segmentation and crack detection of masonry walls using machine learning. *Automation in Construction*, 140, 1-15. doi:10.1016/j.autcon.2022.104389
- MacDonald, S., Burke, S., Lardinois, S., ve McCoy, C. (2018). Recent efforts in conserving 20th-Century heritage: The Getty conservation institute's conserving modern architecture initiative. *Built Heritage*, 2(2), 62-75.
- Nabizadeh Rafsanjani, H., ve Nabizadeh, A. H. (2023). Towards human-centered artificial intelligence (AI) in architecture, engineering, and construction (AEC) industry. *Computers in Human Behavior Reports*, 11. doi:10.1016/j.chbr.2023.100319
- Omay Polat, E. E., ve Can, C. (2008). Modern Mimarlık Mirası Kavramı: Tanım ve Kapsam. *Megaron*, 3(2), 177-186.
- Özalp, M. N. (2020). *Bir Başkent'in Anatomisi; 1950'lerde Ankara*. (2. Baskı) Ankara: İdealKent Yayınları, 54-226.
- Özel, M. A., Baysal, S. S., ve Şahin, M. (2021). Derin Öğrenme Algoritması (YOLO) ile Dinamik Test Süresince Süspansiyon Parçalarında Çatlak Tespiti. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (26), 1-5. doi:10.31590/ejosat.952798
- Özkut, D. (2017). Eskişehir'de Modern Hafızanın Yerel İzleri. *TÜBA-KED Türkiye Bilimler Akademisi Kültür Envanteri Dergisi*, (16), 35-66. doi:10.22520/tubaked.2017.16.002
- Özorhon, I. F. (2008). *Mimarlıkta Özgünlük Arayışları: 1950-60 Arası Türkiye Modernliği*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Öztürk, S. (2015). *Mimar Vasfı Egesi: Hayatı ve Çalışmaları*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi Türkiyat Araştırmaları Enstitüsü, İstanbul.
- Pirim, H. (2006). Yapay Zekâ. *Yaşar Üniversitesi E-Dergisi*, 1(1), 81-93.
- Rosser, J., Boyd, D., Long, G., Zakhary, S., Mao, Y., ve Robinson, D. (2019). Predicting residential building age from map data. *Computers, Environment and Urban Systems*, 73, 56-67. doi:10.1016/j.compenvurbsys.2018.08.004
- Sağlam, K., ve Tavşan, C. (2019). Tarihi Çevrede Çağdaş Eklerin Biçimsel ve Kavramsal Kriterlere Bağlı Karşılaştırılması. *Yakın Mimarlık Dergisi*, 3(1), 48-65.

- Sayar, Y. (2004). Türkiye’de Mimari Proje Yarışmaları 1930-2000: Bir Değerlendirme. *Mimarlık Dergisi*, 320(1).
- Shinde, S., Kothari, A., ve Gupta, V. (2018). YOLO based Human Action Recognition and Localization. *Procedia Computer Science*, 133, 831-838. doi:10.1016/j.procs.2018.07.112
- Siountri, K., ve Anagnostopoulos, C. (2023). The classification of cultural heritage buildings in Athens using deep learning techniques. *Heritage*, 6(4), 3673-3705.
- Sun, M., ve Zhang, F. (2022). Understanding architecture age and style through deep learning. *Cities*, 128(1). doi:10.1016/j.cities.2022.103787
- Şahin, S. T. (2022). *1930-1980 Yılları Arasında Üretilen Gaziantep Modern Mimarlık Yapılarının Cephe ve Kütle Özelliklerinin İncelenmesi*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
- Şeker, A., Diri, B., ve Balık, H. H. (2017). Derin Öğrenme Yöntemleri ve Uygulamaları Hakkında Bir İnceleme. *Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 3(3), 47-64.
- Şenkal, H., ve Alaçam, S. (2022, Haziran). *Derin Öğrenmeye Dayalı Nesne Tanıma Modeli: Antik Yunan Sütunları*. XVI. Mimarlıkta Sayısal Tasarım Ulusal Sempozyumu, Eskişehir.
- Şumnu, U. (2014). Ankara’daki (İş Bankası) İkramiye Evleri. *Ankara Araştırmaları Dergisi*, 2(1), 51-73.
- Şumnu, U., ve Öztürk, S. S. (2018). Mimarlık Ortamının ‘Sessiz’ Aktörlerinden Reha Ortaçlı ve Ankara’daki Bilinmeyen Apartman Yapıları: Nihat Erim Apartmanı ve Ortaçlı Apartman(lar)ı. *Ankara Araştırmaları Dergisi*, 6(1), 39-56.
- Tan, F. G., Yüksel, A. S., Aydemir, E., ve Ersoy, M. (2021). Derin Öğrenme Teknikleri ile Nesne Tespiti ve Takibi Üzerine Bir İnceleme. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (25), 159-171. doi:10.31590/ejosat.878552
- Tankut, G. (1988). Ankara'nın Başkent Olma Süreci. *ODTÜ Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 8(2), 93-104.
- Tanyeli, U. (2023). *Yıkarak Yapmak: Anarşist Bir Mimarlık Kuramı İçin Altılık* (4. Baskı). İstanbul: Metis Yayınları, 97-325.
- Tekeli, D. (2006). Cumhuriyetin Binaları. *Türkiye Mühendislik Haberleri*, 2(3), 442-443.
- Tulum, H., ve Ekenyazıcı Güney, E. (2022). 1960-1980 İstanbul, Kadıköy Konut Mimarlığında Cephede Öne Çıkan Bir Eleman Olarak Balkon Korkuluklarının Analizi. *IDEALKENT*, 13(38), 2644-2676.
- Türker, E. A., ve Tapan, A. M. (2022). 20. Yüzyıl Türkiye Mimarlığı’nın ulusal ve uluslararası düzeydeki politik değişimler bağlamında incelenmesi. *Disiplinlerarası Yenilik Araştırmaları Dergisi*, 2(2), 95-113.

- Ulubay, S. (2019). Erken Cumhuriyet Dönemi Türkiye'sinde “Moderni Millileştirme” Çabasının Sorgulanması. *Kent Akademisi*, 12(2), 387-396.
- Uz, F. (2019). Alüminyum ile Tasarlamak: 1970’lerde Ankara Mimarlığında Alüminyum. *Ankara Araştırmaları Dergisi*, 7(1), 75-103.
- Uzun, C. (2020). *Yapay Zekâ ve Mimarlık Etkileşimi Üzerine Bir Çalışma: Üretken Çekişmeli Ağ Algoritması ile Otonom Mimari Plan Üretimi ve Değerlendirmesi*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Üstündağ, B. (2009). *Bina Cephesi ve İşlevlerinin Görsel Analiz Kapsamında değerlendirilmesi*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Vural, Z. B., ve Sağıroğlu Demirci, Ö. (2022). Modern Mimarlık Mirası Bağlamında Konut Mimarisi ve Türkiye’deki Yüksek Katlı Konut Örnekleri Üzerine Bir Değerlendirme. *Mimarlık ve Yaşam Dergisi*, 7(2), 751-772.
- Wang, C. Y., Bochkovskiy, A., ve Mark-Liao, H. Y. (2023, Haziran). *YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors*. 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vancouver, Kanada.
- Xu, H., Sun, H., Wang, L., Yu, X., ve Li, T. (2023). Urban Architectural Style Recognition and Dataset Construction Method under Deep Learning of street View Images: A Case Study of Wuhan. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12(7), 264-294.
- Yapıcı, A. F. (2018). *Rejim ve Mimari: İdeolojinin Mimariye Etkisi, Ankara ve İzmir Şehirleri Karşılaştırması*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Yenice, M. S. (2014). Türkiye’nin Kentsel Dönüşüm Deneyiminin Tarihsel Analizi. *Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 16(1), 76-88.
- Yıldırım, M. (2022). Film Yorumları Kullanılarak Önerilen Yapay Zekâ Tabanlı Yöntemle Duygu Analizinin Gerçekleştirilmesi. *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 34(2), 751-760.
- Yıldırım, B., ve Çağıl, G. (2020). Bir Montaj Parçasının Derin Öğrenme ve Görüntü İşleme ile Tespiti. *Journal of Intelligent Systems: Theory and Applications*, 3(2), 31-37.



Gazili olmak ayrıcalıktır