Hızlı Yapısal Risk Değerlendirme İçin Bir Görüntü İşleme Uygulaması

Duygu Çelik

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Ocak 2026

An Image Processing Application For Rapid Structural Risk Assessment

Duygu ÇELİK

MASTER OF SCIENCE THESIS

Department of Civil Engineering

January 2026

Hızlı Yapısal Risk Değerlendirme İçin Bir Görüntü İşleme Uygulaması

Duygu ÇELİK

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği Uyarınca
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı
Mekanik Bilim Dalında
YÜKSEK LİSANS TEZİ
Olarak hazırlanmıştır.

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Hakan EROL

Ocak 2026

ONAY

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans öğrencisi Duygu ÇELİK' in YÜKSEK LİSANS tezi olarak hazırladığı "Hızlı Yapısal Risk Değerlendirme İçin Bir Görüntü İşleme Uygulaması" başlıklı bu çalışma, jürimizce lisansüstü yönetmeliğin ilgili maddeleri uyarınca değerlendirilerek oybirliği ile kabul edilmiştir.

Danışman : Dr. Öğr. Üyesi Hakan EROL

İkinci Danışman : -

Yüksek Lisans Tez Savunma Jürisi:

Üye: Dr. Öğr. Üyesi Hakan EROL

Üye: Dr. Öğretim Üyesi Meltem ERYILMAZ YILDIRIM

Üye: Doç. Dr. Özlem ÇALIŞKAN

Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun ……..…….. tarih ve ……..……. sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. ....

Enstitü Müdürü

ETİK BEYAN

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kılavuzuna göre, Dr. Öğr. Üyesi Hakan EROL danışmanlığında hazırlamış olduğum "Hızlı Yapısal Risk Değerlendirme İçin Bir Görüntü İşleme Uygulaması" başlıklı Yüksek Lisans tezimin özgün bir çalışma olduğunu; tez çalışmamın tüm aşamalarında bilimsel etik ilke ve kurallarına uygun davrandığımı; tezimde verdiğim bilgileri, verileri akademik ve bilimsel ilke ve kurallara uygun olarak elde ettiğimi; tez çalışmamda yararlandığım eserlerin tümüne atıf yaptığımı ve kaynak gösterdiğimi ve bilgi, belge ve sonuçları bilimsel etik ilke ve kurallara göre sunduğumu beyan ederim. 08/01/2026

Duygu ÇELİK

İmza

T.C.

ESKİŞEHİR OSMANGAZİ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ÜRETKEN YAPAY ZEKÂ KULLANIMI BEYAN FORMU

Bu tezi/projeyi hazırlarken aşağıdaki Üretken Yapay Zekâ (ÜYZ) araçlarından destek aldığımı beyan ederim:

Aşağıdaki ÜYZ araçlarını kullandım. (Birden fazla seçenek işaretlenebilir)

☐ Claude
☑ ChatGPT
☐ DeepSeek
☐ Gemini
☐ Copilot
☐ Diğer (Belirtiniz): .....

ÜYZ araçlarını tezimin/projemin aşağıdaki aşamalarında ilgili amaçlar için kullandım. (Birden fazla seçenek işaretlenebilir**.**

☐ Metin oluşturma
☐ Literatür tarama
☐ Çeviri
☑ Düzenleme/dil kontrolü
☐ Veri işleme ve analizi
☐ Veri görselleştirme
☐ Görüntü üretme
☐ Kaynakça düzenleme
☐Diğer (Belirtiniz): ……

Bu çalışmada ÜYZ kullanımı ***Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Faaliyetlerinde Üretken Yapay Zekâ Kullanımına Dair Etik Rehber***'e ve akademik dürüstlük ilkelerine uygun de gerçekleştirilmiş olup ÜYZ araçlarından alınan destek etik kurallar ve kaynak gösterme esaslarına uygun biçimde belirtilmiştir.

ÜYZ araçlarının sağladığı bilgilerin doğruluğunu kontrol ettiğimi, yanlış veya eksik bilgi bulunması halinde tüm sorumluluğun tarafıma ait olduğunu; ayrıca çalışmamla ilgili bu beyana aykırı bir durumun herhangi bir zamanda tespit edilmesi durumunda ortaya çıkabilecek akademik ve hukuki sonuçları kabul ettiğimi beyan ederim.

Öğrenci Adı Soyadı

Duygu ÇELİK

19/02/2026

ÖZET

Depremler, yapı mühendisliği açısından ciddi riskler barındıran doğal afetler arasında yer almakta; özellikle taşıyıcı sistem yetersizlikleri bulunan yapılarda ağır yapısal hasarlara ve ciddi can kayıplarına neden olabilmektedir. Bu nedenle, yapı stokunun mevcut durumunun deprem öncesinde sistematik ve hızlı bir biçimde değerlendirilmesi, afet yönetimi ve risk azaltma stratejileri açısından büyük önem taşımaktadır. Bu tez çalışmasında, bina cephe görsellerinden yapısal risk göstergelerinin otomatik olarak sınıflandırılmasına yönelik evrişimli sinir ağı (Convolutional Neural Network- CNN) tabanlı bir model geliştirilmiştir. Çalışma, görüntü işleme ve derin öğrenme tekniklerini bir araya getirerek sahada uzman gerektirmeyen, hızlı ve ölçeklenebilir bir karar destek mekanizması sunmayı amaçlamaktadır. Modelin eğitimi için, Türkiye'de meydana gelen büyük çaplı bir depremin ardından çeşitli illerden toplanan geniş çaplı görsel veri seti kullanılmış; bu görseller mühendislik temelli etiketleme kriterlerine göre belirli yapısal özellikler üzerinden sınıflandırılmıştır. Görüntüler, çeşitli ön işleme adımlarına tabi tutulmuş ve her bir sınıf için ayrı modeller eğitilerek yapay zekâ temelli sınıflandırma yapılmıştır. Çalışma, görsel veriler aracılığıyla yapı stokunun değerlendirilmesine yönelik yeni bir yaklaşım sunmakta ve özellikle hızlı risk değerlendirme açısından geleneksel yöntemlere önemli bir alternatif teşkil etmektedir. Geliştirilen sistemin, afet öncesi müdahale planlaması, kentsel dönüşüm önceliklendirmesi ve yapı güvenliği analizleri gibi pek çok alanda kullanılabilir potansiyele sahip olduğu değerlendirilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Yapay Sinir Ağları, Görüntü İşleme, Derin Öğrenme, Hızlı Risk Değerlendirme, Cephe Görsel Analizi, Otomatik Sınıflandırma

SUMMARY

Earthquakes are among the most critical natural disasters in terms of structural engineering, posing significant risks, particularly in buildings with insufficient load-bearing systems. Therefore, the systematic and rapid assessment of the existing building stock before a seismic event is of great importance for effective disaster management and risk reduction strategies. In this thesis, a convolutional neural network (CNN)-based model has been developed to automatically classify structural risk indicators from building façade images. By integrating image processing and deep learning techniques, the study aims to provide a fast, scalable, and expert-independent decision support mechanism. For model training, a large-scale visual dataset was compiled from various provinces in Turkey following a major earthquake event. These images were labeled based on engineering-based classification criteria that reflect key structural characteristics. After undergoing a series of preprocessing steps, individual CNN models were trained for each classification category to perform AI-based recognition. This study introduces a novel approach for assessing the condition of building stock using visual data and presents a significant alternative to traditional methods, particularly for rapid seismic risk assessment. The developed system is considered to have high potential for use in pre-disaster intervention planning, prioritization of urban transformation, and structural safety evaluations.

Keywords: Artificial Neural Networks, Image Processing, Deep Learning, Rapid Risk Assessment, Façade Image Analysis, Automated Classification

TEŞEKKÜR

Bu çalışma, yoğun bir mesleki tempo ile akademik sorumlulukların eş zamanlı yürütüldüğü, zaman zaman zorlayıcı ancak öğretici bir sürecin sonunda ortaya çıkmıştır. Bu süreç boyunca yalnızca bilimsel üretimin değil; disiplin sabır ve devamlılığın da ne kadar önemli olduğunu deneyimleme fırsatını edinmiş bulunmaktayım. Çalışmanın her aşamasında doğrudan ya da dolaylı katkı sağlayan kişilere teşekkür etmeyi borç bilirim.

Uzun yıllar akademik ve mesleki gelişimimde önemli rol oynayan, bilgi birikimi ve yaklaşımlarıyla beni yetiştiren Prof. Dr. Hakan ÖZBAŞARAN'a en içten teşekkürlerimi sunarım.

Tez süreci boyunca bana güvenen, bu yolda benimle yürümeyi tercih eden, yol gösterici yaklaşımı ve akademik desteğiyle çalışmanın olgunlaşmasına ve tamamlanmasına önemli katkı sağlayan danışmanım Dr. Öğretim Üyesi Hakan EROL'a içten teşekkürlerimi sunarım. Çalışmanın şekillenme sürecinde sunduğu eleştirel bakış açısı ve zorlandığım anlarda gösterdiği anlayış, bu tezin sağlıklı ve tutarlı bir biçimde tamamlanmasına önemli katkı sağlamıştır.

Bu süreçte emeği geçen, maddi ve manevi desteklerini her zaman yanımda hissettiğim anneme, babama ve kardeşime; 13 senedir beni her zaman dinleyip gelişimim için beni destekleyen canım arkadaşım Bengisu ÇINAR'a; tez süreci boyunca anlayış ve destekleriyle yanımda olan Fırat Can ÖNDER'e ve bu süreçte hayatıma dokunan herkese teşekkürlerimi sunarım.

Bu çalışmanın ortaya çıkabilmesi için akademik ve kişisel açıdan zorlu bir süreci geride bırakırken, sorumluluk bilinciyle süreci kararlılıkla yürüten ve kendine inancını asla kaybetmeyen kendime teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET ..... **vii**
SUMMARY ..... **viii**
TEŞEKKÜR ..... **ix**
İÇİNDEKİLER ..... **x**
ŞEKİLLER DİZİNİ ..... **xiv**
ÇİZELGELER DİZİNİ ..... **xiv**
KISALTMALAR DİZİNİ ..... **xiv**
1. GİRİŞ VE AMAÇ **1**
2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI **8**
3. HIZLI RİSK DEĞERLENDİRME VE YAPAY ZEKÂ **20**
3.1. Hızlı Risk Değerlendirme 20
3.2. Yapay Zekâ 21
3.3. Hızlı Risk Değerlendirme ile Yapay Zekânın Entegrasyonu 24
3.4. Değerlendirme ve Gelecek Perspektifi 25
4. YÖNTEM **26**
4.1. Veri Toplama Süreci 26
4.2. Görüntü Ön İşleme 29
4.3. Etiketleme Süreci 36
4.4. Modelin Oluşturulması ve Eğitimi 44
4.5. Sınırlar ve Öneriler 53
5. BULGULAR VE TARTIŞMA **56**
6. SONUÇ VE ÖNERİLER **69**
KAYNAKLAR DİZİNİ **73**

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil **Sayfa**

1.1. 1999 Marmara Depremi sonrası yıkılmış bir bina 1

1.2. Türkiye'de bina yaş dağılımı haritası (TUİK verileri ile oluşturulmuş) 3

1.3. Geleneksel risk değerlendirme süreçleri 4

1.4. Türkiye'de 6 Şubat 2023 Kahramanmaraş Depremlerinden etkilenen 11 il 6

2.1. Literatür grupları ve gruplara ait çalışma sayıları 8

2.2. Ortak sınıflara ait çalışmalar 19

3.1. Yapay Zekâ şeması 23

4.1. Arayüz 26

4.2. İl-ilçe-mahalle seçimi yapıldıktan sonra karşılaşılacak olan arayüz 27

4.3. Fotoğraf 1'de yer alan görsel 27

4.4. Görüntü ön işleme adımları 32

4.5. Görüntü ön işleme uygulanmış görseller 33

4.6. Veri setinde yer alan ve farklı çözünürlük ile yönelimlere sahip örnek bina cephe görüntüleri 34

4.7. Gerçek sahadan alınmış görsel ve veri arttırma uygulanmış sentetik görsel 35

4.8. Yumuşak kat- zayıf kat örnekleri 36

4.9. Çıkma bulunan ve bulunmayan bina karşılaştırması 37

4.10. Kısa kolon varlığı üzerine karşılaştırma görseli 38

4.11. Düşey düzensizlik örneği 40

4.12. Yapıların nizam durumu 40

4.13. Kat sayısı 41

4.14. Görünen inşaat kalitesi 43

4.15. Modelin eğitim şeması 46

ŞEKİLLER DİZİNİ (devam)

Şekil **Sayfa**

4.16. ResNet mimarisinin yapısal şeması.....49

4.17. Görünen inşaat kalitesi sınıfına ait karışıklık matrisi.....52

4.18. Yazılımın çalışması sırasında alınmış olan görsel.....53

4.19. Elde edilen görsel örnekleri.....54

4.20. Standart veri için önerilen görsel.....55

5.1. Görünen inşaat kalitesi sınıfına ait karışıklık matrisi.....61

5.2. Kat sayısı sınıfına ait karışıklık matrisi.....62

5.3. Düşey düzensizlik sınıfına ait karışıklık matrisi.....64

5.4. Kısa kolon sınıfına ait karışıklık matrisi.....65

5.5. Yumuşak kat/ zayıf kat sınıfına ait karışıklık matrisi.....66

5.6. Yapı nizamı sınıfına ait karışıklık matrisi.....67

5.7. Çıkma sınıfına ait karışıklık matrisi.....68

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge **Sayfa**

2.1. Geleneksel yöntemlere ait çalışmalar 9

2.2. Görüntü ve veri temalı çalışmalar 10

2.3. Yapay zekâ temalı çalışmalar 11

2.4. Sistem, uygulama veya yazılım geliştirilmiş çalışmalar 12

4.1. Kullanılan sınıflar ve sınıfların etiketleri 29

4.2. Mercalli şiddet ölçeği 43

4.3. Yapısal özellikler, etiketler ve değerlendirme kriterleri 44

4.4. ResNet mimarileri 48

4.5. Katmanlar ve işlevleri 50

5.1. Yapay sinir ağları (ANN) ile yapılan analiz sonuçları 56

5.2. Evrişimli sinir ağı (CNN) ile yapılan analiz sonuçları 58

KISALTMALAR DİZİNİ

Kısaltmalar	Açıklama
AI	Artificial Intelligence
ANN	Artificial Neural Network
ANN-MCS	Artificial Neural Network – Monte Carlo Simulation
BCI	Basic Capacity Index- Temel Kapasite İndeksi
CBS	Coğrafi Bilgi Sistemleri
CI	Capacity Index
CNN	Convutional Neural Network
COCO	Common Objects in Context
DCNN	Deep Convolutional Neural Network
DDBA	Doğrudan yer değiştirmeye dayalı değerlendirme yöntemi
DL	Deep Learning
EDRI	Eartquake Disaster Risk Index
ELM	Extreme Learning Machine
ELM	Extreme Learning Machine
Fast R-CNN	Fast Region-based Convolutional Neural Network
FEM	Finite Element Method
FEMA	Federal Emergency Management Agency
GAN	Generative Adversarial Network
GIS	Geographical Information Systems
GNN	Graph Neural Network
GNNS	Global Navigation Satellite System
GPU	Graphics Processing Unit
HAZTURK	Hazard Assessment for Turkey
HAZUS	Hazards U.S.

KISALTMALAR DİZİNİ (devam)

Kısaltmalar	Açıklama
HRD	Hızlı Risk Değerlendirme
İBB	İsbul Büyükşehir Belediyesi
kNN	k-Nearest Neighbors
mAP	mean Average Precision
ML	Machine Learning
MLP	Multi-layer Perceptron
ML-EHSAPP	Machine Learning–based Earthquake Hazard
NKS	Nüfus ve Konut Sayımı
PAGER	Prompt Assessment of Global Earthquakes for Response
PERA	Performansa Dayalı Hızlı Değerlendirme Yöntemi
PGA	Peak Ground Acceleration
PGV	Peak Ground Velecity
PIL	Python Imaging Library
PSO	Parçacık Sürü Optimizasyonu
RBTEİE	Riskli Binaların Tespit Edilmesine İlişkin Esaslar
R-CNN	Region-based Convolutional Neural Network
RC	Reinforced Concrete
ReLU	Rectified Linear Unit
RGB	Red- Green- Blue
RNN	Reccurent Neural Network
RPN	Region Proposal Network
RRA	Rapid Risk Assesment
RSRA	Rapid Structural Risk Assesment
RS	Uzaktan Algılama

KISALTMALAR DİZİNİ (devam)

Kısaltmalar	Açıklama
RVS	Rapid Visiual Screening
SVM	Support Vector Machine
S-RVS	Simplified Rapid Visual Screening
VIGIRISKS	Visual Inspection–based GIS-Integrated Rapid Seismic Risk Screening System
VHR	Yüksek çözünürlüklü hava görüntüleri
VR	Virtual Reality
VS Code	Visual Studio Code
TUİK	Türkiye İstatistik Kurumu
XAI	Explainable Artificial Intelligence
YSA	Yapay Sinir Ağları

1. GİRİŞ VE AMAÇ

Depremler, yer kabuğunda biriken elastik enerjinin ani boşalması sonucu oluşan ve çevresindeki yapılar üzerinde yıkıcı etkiler yaratan doğal afetlerden biridir (AFAD, 2023; Kramer, 1996). Özellikle sismik aktivitenin yoğun olduğu coğrafi bölgelerde, bu olaylar toplumların can ve mal güvenliğini doğrudan tehdit etmekte ve afet risk yönetiminin en önemli bileşenlerinden biri olarak değerlendirilmektedir (Coburn ve Spence, 2002). Türkiye gibi birinci derece deprem kuşağında yer alan ülkelerde, depremler yalnızca fiziksel yıkımlara değil, aynı zamanda büyük ölçekli ekonomik kayıplara, sosyal travmalara ve uzun süreli altyapı bozulmalarına neden olmaktadır (Ersoy ve Koçak, 2000; İlki vd., 2014). Geçmişte yaşanan büyük depremler, birçok yapının taşıyıcı sistemlerinde ciddi hasarlara yol açmış ve bu durum binlerce can kaybı ile sonuçlanmıştır. Şekil 1.1.'de yer alan görselde 1999 Marmara Depremi sonrasında yıkılmış binalara ait örnek bir görüntü sunulmuştur. 1999 Marmara Depremi ve 2023 Kahramanmaraş merkezli depremler gibi depremler, yapı güvenliğinin ne denli kritik bir öneme sahip olduğunu göstermiştir.



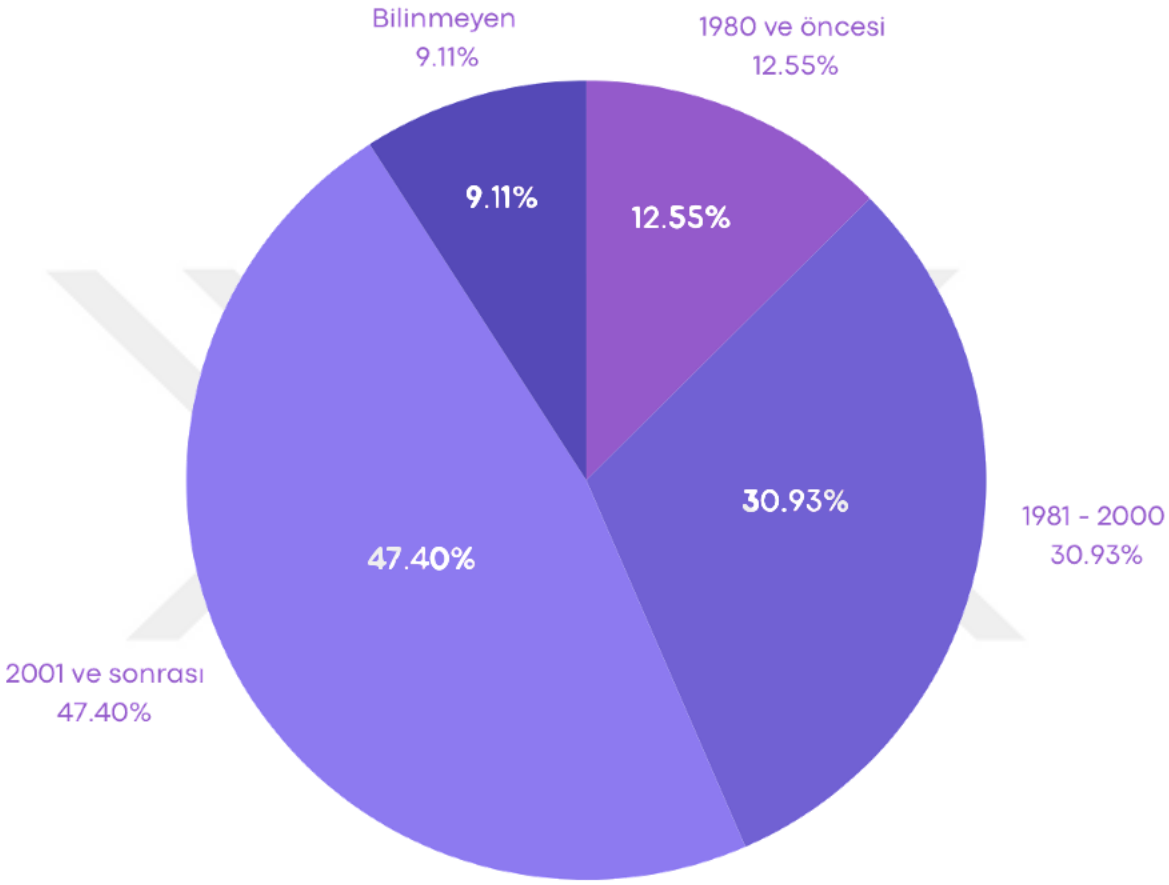
Şekil 1.1. 1999 Marmara Depremi sonrası yıkılmış binalar

Yapısal hasarın büyüklüğü yalnızca depremin moment büyüklüğü, yer ivmesi, süresi ya da odak derinliği gibi sismik parametrelerle sınırlı olarak açıklanamaz; bu parametrelerin ötesinde, mevcut yapı stokunun mühendislik tasarımı, inşa sürecinin kalitesi, kullanılan malzemenin dayanıklılığı, yapının yaşı ve bakım-onarım geçmişi gibi pek çok yapısal ve uygulamaya dayalı faktör de hasar düzeyi üzerinde belirleyici rol oynamaktadır (Chopra,

2017; Coburn ve Spence, 2002). Özellikle taşıyıcı sistemin sürekliliği, simetrisi ve rijitliği gibi tasarımsal unsurlar, yapının sismik davranışını doğrudan etkilemekte ve deprem performansını belirlemektedir (Paulay ve Priestley, 1992). Malzeme kalitesi düşük olan, zamanla donatı korozyonu ya da beton dayanımı kaybı yaşamış yapılar, deprem sırasında beklenenden çok daha erken hasar alabilmekte veya ani göçme davranışı sergileyebilmektedir (Neville, 2011; İlki vd., 2014). Ayrıca yapının kullanım şekli, kontrolsüz yapılmış tadilatlar ve zamanla oluşan deformasyonlar da yapısal davranışı değiştiren önemli etmenler arasında yer almaktadır (FEMA, 2012). Bu bağlamda, yalnızca deprem büyüklüğüne odaklanmak yerine, yapı stokunun mevcut fiziksel ve teknik durumunun detaylı biçimde değerlendirilmesi, gerçek riskin doğru bir şekilde ortaya konulabilmesi açısından belirleyici bir rol oynamaktadır.

Türkiye'deki yapı stoğu, büyük ölçüde 1999 Marmara Depremi öncesinde inşa edilmiş, mühendislik hizmeti almamış, yapı denetimi süreçlerinden geçmemiş veya deprem yönetmeliklerine uygun olmayan binalardan oluşmaktadır (Ersoy ve Koçak, 2000; İlki vd., 2014). Bu tür yapılar, özellikle düşük kaliteli beton kullanımı, eksik ya da hatalı donatı yerleşimi, yetersiz temel tasarımı ve zayıf kolon-kiriş birleşim detayları nedeniyle yüksek sismik risk taşımaktadır (Paulay ve Priestley, 1992). Ayrıca birçok yapının zaman içinde bakım görmemesi, taşıyıcı sisteminde gözle görülmeyen hasarların birikmesine yol açmaktadır (Neville, 2011). Türkiye genelinde bu tür yapıların oranı oldukça yüksek olup, özellikle metropol kentlerde yoğun nüfusla birlikte değerlendirildiğinde, potansiyel kayıpların büyüklüğü endişe verici boyutlara ulaşmaktadır (İlki vd., 2014). Dolayısıyla, yapı stokunun deprem öncesinde sistematik olarak değerlendirilmesi, risk düzeylerinin coğrafi ve yapısal dağılımına göre sınıflandırılması ve öncelikli müdahale alanlarının belirlenmesi, afet yönetimi politikalarının etkinliği açısından kaçınılmaz bir gereklilik olarak ortaya çıkmaktadır (Coburn ve Spence, 2002). Bu yaklaşım sayesinde yalnızca afet sonrası müdahaleler değil, afet öncesi planlama ve risk değerlendirme süreci de veriye dayalı ve önleyici bir çerçevede ele alınabilecektir. Böyle bir yaklaşım, can ve mal kayıplarının azaltılmasında etkin rol oynamasının yanı sıra ülke genelinde sürdürülebilir kentsel dönüşüm politikalarının geliştirilmesine de katkı sağlayacağı öngörülmüştür. Türkiye'deki yapı stokunun yaş dağılımı Şekil 1.2.'de sunulmaktadır. Bu bilgiler Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) tarafından yayımlanan bina envanteri istatistiklerinden elde edilmiş olup dağılımı görselde sunulmuştur. Şekil 1.2.'de 1980 yılı ve öncesinde yapılmış olan binalar %12,55;

1981 – 2000 yılları arasında %30,9; 2001 ve sonrasında %47,4 şeklinde bir dağılıma sahip olduğu görülmüştür. Yapılan nüfus ve konut sayımı (NKS), konutlara ait bilgi yetersizliği nedeni ile 2022 yılında nisan ayında yapılmıştır. Bu nedenle yapılan bu çalışma en son 2021 yılına ait bina envanterini kapsamaktadır (Türkiye İstatistik Kurumu, 2022). Bu siteye en son 31 Aralık 2025 tarihinde ulaşım sağlanmıştır.

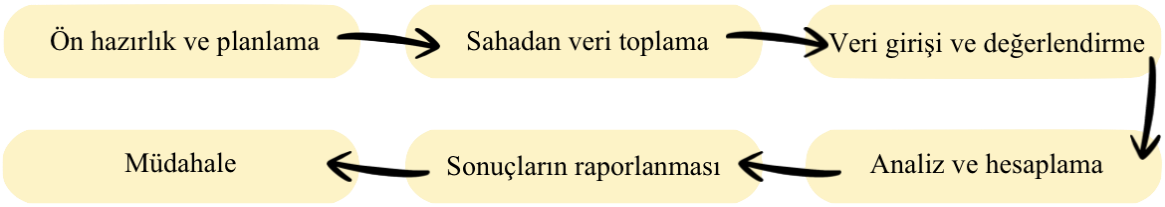


Şekil 1.2. Türkiye'de bina yaş dağılımı haritası (TUİK verileri ile oluşturulmuş)

Mevcut yapı stokunun doğal afetler açısından taşıdığı riskin değerlendirilebilmesi amacıyla geliştirilen hızlı değerlendirme yöntemlerinin temeli, Amerika Birleşik Devletleri'nde geliştirilmiş olan FEMA (Federal Emergency Management Agency) Yöntemi ile atılmıştır (FEMA, 2012). Ancak söz konusu yöntem, Amerika'da yer alan yapı stokunun mimari, malzeme ve mühendislik özellikleri göz önünde bulundurularak tasarlandığından, Türkiye'deki yapı stoku için doğrudan uygulanabilir değildir (İlki ve Vulaş, 2014). Türkiye'deki yapı stokunun farklı mimari tipolojilere, malzeme özelliklerine, mühendislik hizmeti düzeyine ve inşaat uygulamalarına sahip olması, yerel koşullara özgü yöntemlerin geliştirilmesini zorunlu kılmıştır. Bu gereklilik doğrultusunda, Türkiye'de Sucuoğlu–Yakut tabanlı İstanbul Deprem Master Planı (İDMP) (İBB, 2003) Yöntemi, ACT-20 Yöntemi

(Baycan, 2004), Yakut Yöntemi (Yakut, 2004), P25 Yöntemi (Baytan vd., 2005), HAZTURK (Karaman, 2009), Performansa Dayalı Hızlı Değerlendirme (PERA) Yöntemi (İlki vd, 2014), Sucuoğlu Yöntemi (Demirbaş vd., 2022) ve RBTEİE Yöntemi (Demirbaş vd., 2022) gibi çeşitli hızlı değerlendirme yaklaşımları geliştirilmiştir.

Bu yöntemlerin tamamı, sahada görev yapan uzman ekipler tarafından yapılan gözlemlere dayanan ve belirli parametrelerin değerlendirilerek formlara işlenmesini gerektiren prosedürlerdir (Coburn ve Spence, 2002). Ancak, form tabanlı bu saha çalışmalarında; değerlendirmeyi yapan uzmanların deneyim ve gözlem farklılıklarından kaynaklanan sübjektiflik, sonuçların tutarlılığını sınırlayan önemli bir etken olarak öne çıkmaktadır (İlki ve Vulaş, 2014). Bunun yanı sıra, saha çalışmalarının zaman alıcı ve maliyetli olması, geniş ölçekli uygulamalarda çok sayıda uzman personel gereksinimi ve lojistik zorluklar gibi nedenlerle pratiklik sınırlı kalmaktadır (Demirbaş vd., 2022). Ayrıca, hızlı değerlendirme sonrası elde edilen veriler, detaylı mühendislik analizleri ile desteklenebilse de bu analizler de zaman ve kaynak açısından önemli bir yük oluşturmaktadır (Chopra, 2017). Şekil 1.3.'te geleneksel hızlı risk değerlendirme sürecinin adımları şematize edilmiştir.



Şekil 1.3. Geleneksel risk değerlendirme süreçleri

Bu gereksinimden hareketle, görüntü işleme ve derin öğrenme tekniklerinden yararlanılarak daha hızlı, objektif ve yaygın şekilde uygulanabilir çözümler geliştirme ihtiyacı doğmuştur. Geleneksel saha gözlemine dayalı yöntemlerin yerini, binaların dış cephe görsellerinden yapay zekâ destekli analizler ile risk değerlendirmesi yapabilen sistemler almaya başlamaktadır. Bu bağlamda, görsel verilerin bilgisayar destekli yöntemlerle analiz edilmesi, yalnızca değerlendirme süresini önemli ölçüde kısaltmakla kalmamakta; aynı zamanda insan faktöründen kaynaklanabilecek subjektifliği azaltarak daha tutarlı, tekrarlanabilir ve ölçeklenebilir sonuçlar elde edilmesine olanak tanımaktadır (FEMA, 2015; İlki vd., 2014). Böylece deprem öncesi risk belirleme süreçleri,

zaman ve maliyet açısından verimli, aynı zamanda geniş ölçekli uygulamalara uygun hale gelmektedir (LeCun vd., 2015; Goodfellow vd., 2016).

Son yıllarda, sahadan toplanan sınırlı verilere dayalı hızlı risk değerlendirme yöntemlerinin yanı sıra, bina cephe görselleri üzerinden yürütülen görsel işleme temelli yaklaşımlar da literatürde giderek artan bir ilgi görmektedir. Bu çalışmalar, özellikle tüm betonarme binalara uygulanabilir nitelikte tasarlanmaları sayesinde, Türkiye'deki yapı stokunun büyük bir bölümünün kısa sürede ve düşük maliyetle taranabilmesine olanak sağlamaktadır.

Bununla birlikte, mevcut literatürde görsel veriye dayalı yöntemlerin çoğunlukla belirli yapı türleriyle sınırlı kaldığı, kullanılan görsel özniteliklerin sistematik biçimde ele alınmadığı ve uygulamaya dönük karar destek mekanizmalarıyla yeterince ilişkilendirilmediği görülmektedir. Bu çalışma, bina cephe görsellerinden elde edilen görsel bilgileri derin öğrenme tabanlı bir çerçevede değerlendirerek, yalnızca akademik düzeyde kalmayan; belediyeler, kamu kurumları ve kentsel dönüşüm süreçlerinde görev alan karar vericiler için uygulanabilir bir ön değerlendirme aracı sunmayı amaçlamaktadır.

Bu tez çalışmasında, mevcut yapı stokunun görsel veriler aracılığıyla değerlendirilmesini sağlayan**,** Evrişimli Sinir Ağı (Convolutional Neural Network – CNN) tabanlı bir model önerilmektedir. Çalışmanın temel amacı; bina cephe fotoğraflarından elde edilen görsel bilgiler kullanılarak yapısal risk göstergelerinin otomatik olarak tespit edilmesi ve sınıflandırılması yoluyla, afet öncesi risk taramalarına katkı sunabilecek yüksek doğruluklu bir karar destek sistemi geliştirmektir. Böylece, hızlı ve objektif bir değerlendirme süreciyle, kentsel ölçekte uygulanabilir, ölçeklenebilir ve güncel veri üretebilen bir yaklaşım ortaya konmaktadır. 6 Şubat 2023 tarihinde meydana gelen Kahramanmaraş Elbistan ve Pazarcık merkezli depremler, Şekil 1.4.'te sunulan 11 ili doğrudan etkilemiştir.



Şekil 1.4. Türkiye'de 6 Şubat 2023 Kahramanmaraş Depremlerinden etkilenen 11 il

Deprem Türkiye'nin güneydoğusunda yer alan 11 ili doğrudan etkilemiş, çok sayıda yapının ağır hasar almasına ve geniş çaplı yıkıma neden olmuştur (AFAD, 2023). Hemen ardından yürütülen hasar tespit çalışmaları kapsamında Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığı koordinasyonunda çok sayıda saha ekibi görevlendirilmiş; bu ekipler tarafından binlerce yapıya ait dış cephe görüntüleri sistematik biçimde toplanmıştır. Toplanan görseller, ilgili kamu kurumlarının veri paylaşım protokolleri çerçevesinde e-Devlet altyapısı üzerinden çevrim içi erişime açılmıştır.

Bu çalışmada, söz konusu görsel verilerin otomatik, sistematik ve ölçeklenebilir bir biçimde elde edilebilmesini sağlamak amacıyla Python programlama dili kullanılarak özel bir web kazıyıcı (web scraper) algoritması geliştirilmiştir. Geliştirilen algoritma, hedef web sayfaları üzerinde yer alan yapı görsellerini belirlenmiş kriterlere göre tarayarak indirip, düzenli bir veri yapısı altında organize etmektedir. Böylece büyük hacimli, heterojen ve dağınık durumdaki görsel verilerin manuel müdahale gerektirmeden, hızlı ve tutarlı bir biçimde toplanması mümkün hâle gelmiştir. Bu yöntem, zaman ve emek tasarrufu sağlamasının yanı sıra, görüntü işleme temelli analizlerde kullanılabilecek güvenilir ve temiz bir veri tabanı oluşturulmasına da katkı sunmuştur.

Geliştirilen web kazıyıcı sayesinde toplam 15.000 adet bina cephe görseli elde edilmiştir. Elde edilen ham görseller içerisinde yalnızca bina cepheleri değil, hane içinden

çekilmiş fotoğraflar, ağaç, araç ve çevresel unsurlara ait görüntüler de yer aldığından, veri seti oluşturulmadan önce kullanılabilir nitelikte olmayan veriler temizlenmiştir. Çalışmada yalnızca yapı cephesi net olarak görülebilen görseller değerlendirmeye alınmıştır.

Seçilen görseller, mühendislik temelli bir sınıflandırma sistemi doğrultusunda yedi ana yapısal risk unsuru üzerinden etiketlenmiştir:

- Yumuşak/Zayıf Kat,
- Çıkma,
- Kısa Kolon,
- Düşey Düzensizlik,
- Yapı Nizamı,
- Kat Sayısı,
- Görünen İnşaat Kalitesi.

Veri setindeki tüm görseller, model eğitimine uygun hâle getirmek amacıyla gri tonlamaya dönüştürme, boyutlandırma, hizalama ve gürültü azaltma gibi çeşitli ön işleme adımlarından geçirilmiştir. Her bir yapısal gösterge için ayrı CNN modelleri eğitilerek, özelleşmiş sınıflandırma doğruluğu artırılmış ve hatalı sınıflandırma oranlarının azaltılması hedeflenmiştir. Bu yaklaşım, bir tane çok sınıflı model yerine, her özelliğe odaklı alt modellerin geliştirilmesini sağlayarak daha kararlı bir mimari oluşturmuştur.

Elde edilen sistem, yalnızca istatistiksel doğruluk açısından değil, mühendislik pratiği açısından da yüksek potansiyel taşımaktadır. Bu model, kentsel dönüşüm önceliklendirmesinde, yapı envanteri taramalarında, güçlendirme ihtiyaçlarının belirlenmesinde ve afet öncesi müdahale planlamasında karar vericilere doğrudan destek sağlayabilecek bir araç niteliğindedir.

Sonuç olarak, bu çalışma; uzman gerektirmeyen, saha erişimine ihtiyaç duymadan uygulanabilen, ölçeklenebilir ve hızlı bir değerlendirme yaklaşımı ortaya koymaktadır. Önerilen yöntem, yapı güvenliğinin artırılması ve toplumun deprem afetlerine karşı daha dirençli hâle getirilmesi sürecine önemli bir katkı sağlamaktadır. Bu yaklaşım, gelecekte geliştirilecek derin öğrenme tabanlı yapısal risk değerlendirme yöntemleri için temel bir referans çerçevesi oluşturma potansiyeline sahiptir. Söz edilen yöntem bilimsel bir kongrede tanıtılmıştır (Çelik ve Erol, 2025).

2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Bu bölümde hızlı risk değerlendirme ile ilgili yapılmış olan çalışmalar sunulmuştur. Literatür araştırmasında hem geleneksel olarak isimlendirilen yöntemlere hem de yapay zekâ destekli olan hızlı risk değerlendirme ile ilgili çalışmalara yer verilmiştir. Bu kapsamında elde edilen çalışmalar 5 başlık altında incelenmiştir. Bu başlıklar;

- Geleneksel yöntemler ve araştırmalar üzerine çalışmalar,
- Görsel temalı (cbs, uydu görüntüleri, sokak seviyesi görüntüler vb.) çalışmalar,
- Yapay zekâ üzerine çalışmalar,
- Uygulama geliştiren çalışmalar,
- Hem yapay zekâ hem de görüntü ve veri temalı çalışmalar,

şeklinde sınıflandırılmıştır. Konu başlıkları ve başlıklara ait çalışma sayıları Şekil 2.1.'de verilmiştir.



Şekil 2.1. Literatür grupları ve gruplara ait çalışma sayıları

İlk olarak geleneksel yöntemler başlığı altına eklenmiş olan çalışmalar Çizelge 2.1.'de verilmiştir.

Çizelge 2.1. Geleneksel yöntemler temalı çalışmalar

Kategori	Alt Konular ve Yöntemler	İlgili Çalışmalar
1. Geleneksel ve Hızlı Risk Değerlendirme (RVS & Ampirik)	FEMA 154, P25, PERA Hızlı Görsel Tarama Puanlama ve indeksleme	(FEMA, 2002); (Nanda ve Majhi, 2013); (Siddharth ve Sinha, 2022); (Bošković vd., 2024); (İlki ve Vulaş, 2014); (Görgün ve Kaya, 2017); (Yeşilçayır, 2021); (Chiou vd., 2017); (Kaplan vd., 2018); (Bektaş ve Kegyes-Brassai, 2022); (Bektaş ve Kegyes-Brassai., 2023); (Shendkar vd., 2021)
2. Kırılganlık Eğrileri ve Olasılıksal Risk Analizi	Fragilite eğrileri PSRA SP-BELA Ampirik modeller	(Ay, 2006); (Korkmaz, 2009); (Korkmaz vd., 2010); (Elnashai ve Jeong, 2009); (Borzi vd., 2020); (Li vd., 2023); (Pejovic vd., 2016); (Odabaşı vd., 2021); (Tesfamariam ve Goda, 2022); (Ali vd., 2019); (Ahmad vd., 2014); (Badawy vd., 2015); (Al- Nimry vd., 2015); (Shakya, 2015); (Vitanova vd., 2022); (Pradhan vd., 2022); (Fernández vd., 2022); (Binici vd., 2022)
3. Deprem Sonrası Hızlı Hasar ve Kayıp Tahmini	Sensör tabanlı sistemler ML/DL Regresyon ve örnekleme	(Kusunoki ve Teshigawara, 2018); (Kovačević vd., 2019); (Coşkun vd., 2020); (Mangalathu vd., 2020); (Kim vd., 2020); (Demirbaş vd., 2022); (Sonda ve Pollini, 2023); (Goulet vd., 2015); (Erdik vd., 2010); (Stewart vd., 2001)
4. Bölgesel ve Kentsel Ölçekli Risk Çalışmaları	Şehir ve ülke ölçeği Risk haritalama GIS modeller	(Jaiswal vd., 2008); (Bazzurro vd., 2012); (Ademovic vd., 2020); (Rojas-Mercedes vd., 2020); (Razak, 2022); (Binici vd., 2023); (Boutaraa vd., 2018); (Mansouri vd., 2014); (Özkaynak ve Özbay, 2018); (Fikri vd., 2019); (Gaetani d'Aragona vd., 2019); (Nanda vd., 2019)
5. Yapısal Davranış ve Sayısal Analiz Çalışmaları	Doğrusal/Doğrusal olmayan analiz Zemin-yapı etkileşimi Yumuşak kat etkisi	(Gomez vd., 2021); (Sriwastav, 2022); (Velázquez vd., 2022); (Altunışık vd., 2023); (Del Zoppo vd., 2022); (Mavrouli vd., 2014); (Ozmen vd., 2014); (Palancı, 2019)
6. Çoklu Afet ve Alternatif Risk Çalışmaları	Heyelan, sel, tsunami, patlama	(Quan, 2014); (Esmaiel vd., 2022); (Dimyati vd., 2019); (Bruni vd., 2019)
7. Dayanıklılık ve Sürdürülebilirlik Yaklaşımları	Sosyo-ekonomik risk Afet lojistiği Akıllı şehir	(Aroquipa ve Hurtado, 2022); (Goode vd., 2021); (Kılıç vd., 2024); (Erdik, 2017); (Spence, 2007); (Mendes-Victor vd., 2009)
8. Görüntü İşleme ve Yapay Zekâ Tabanlı Çalışmalar	Derin öğrenme ML sınıflandırma Görüntü analizi	(Lin vd., 2014); (Kim vd., 2020); (Mangalathu vd., 2020); (Uygunoğlu ve Çetingül., 2024); (Bektaş ve Kegyes-Brassai., 2024)

Geleneksel yöntemlerin ardından ikinci başlık olan görüntü verisini kullanan çalışmalar da kronoloji şekilde sıralanmıştır. Bu başlık altında yer alan çalışmalar arasında; sokak seviyesi görüntüleri, CBS, uzaktan algılama, uydu görüntüleri, PDA cihazları kullanılan çalışmalar bulunmaktadır. Bu çalışmalar Çizelge 2.2'de verilmiştir.

Çizelge 2.2. Görüntü ve veri temalı çalışmalar

Kategori	Alt Konular ve Yöntemler	İlgili Çalışmalar
1. Uydu ve Hava Görüntülerinden Hasar Tespiti	Piksel tabanlı, nesne tabanlı ve morfolojik yöntemler Yüksek çözünürlüklü (VHR) görüntüler Çok bantlı analiz	(Al-Khudhairy vd., 2005); (Samadzadegan ve Rastiveisi, 2008); (Liu vd., 2008); (Hernández ve Marcotegui, 2009); (Meroño vd., 2015); (Ngo vd., 2015); (Sabuncu ve Sunar, 2017); (Chen vd., 2018); (Yiğit ve Uysal, 2019); (Zhang vd., 2020); (Özaydın vd., 2024); (Alisjahbana vd., 2024); (Singh vd., 2025)
2. CBS ve Uzaktan Algılama Tabanlı Risk Değerlendirme	CBS tabanlı karar destek sistemleri Risk haritalama Mekânsal analiz GNSS entegrasyonu	(Sextos vd., 2006); (Sextos vd., 2008); (Karaman ve Şahin, 2009); (Van Westen, 2013); (Huyck, 2014); (Awange, 2018); (Awange vd., 2019); (Dimyati vd., 2019); (Le Cozannet vd., 2020); (Wang vd., 2022); (Azizi vd., 2023); (Shafapourtehrany vd., 2023); (Kurt vd., 2024)
3. Lazer Tarama ve 3B Modelleme Tabanlı Yaklaşımlar	LIDAR destekli analiz 3D yeniden yapılandırma Lazer tarama tabanlı hasar tespiti	(Crespo vd., 2010); (Matikainen vd., 2010); (Torok vd., 2014); (Gerim ve Erener, 2018)
4. Küresel Maruziyet ve Çoklu Tehlike Haritalama	Küresel yapılaşma analizi Çoklu afet haritalama Uzaktan algılama temelli maruziyet analizi	(Ehrlich vd., 2010); (Ehrlich vd., 2018); (Van Westen, 2013); (Le Cozannet vd., 2020); (Wang vd., 2022)
5. Derleme ve Kavramsal Çalışmalar	Uzaktan algılama derlemeleri Afet yönetimi çerçeveleri Sosyal medya + uydu verisi	(Beckmann ve Simpson, 2006); (Huyck, 2014); (Said, 2019); (Dimyati vd., 2019); (Shafapourtehrany vd., 2023)

Üçüncü konu başlığı olan ve bu çalışmanın da temel konusu olan yapay zekâ verileri ilgili çalışmalar ise aşağıda Çizelge 2.3.'te sunulmuştur.

Çizelge 2.3. Yapay zekâ temalı çalışmalar

Kategori	Alt Konular ve Yöntemler	İlgili Çalışmalar
1. Bulanık Mantık Tabanlı Deprem Öncesi Hızlı Değerlendirme	Bulanık mantık ile risk/hassasiyet sınıflandırma Neuro-fuzzy / ANN destekli yaklaşımlar Belirsizlik yönetimi	(Demartinos ve Dritsos, 2006); (Tesfamariam ve Saatçioğlu, 2008); (Hansapinyo vd., 2020); (Mangir ve Okumus, 2023); (Azizi, 2024)
2. Yapay Sinir Ağları ve Klasik ML ile Hasar / Kırılganlık Sınıflandırma	ANN tabanlı hasar tahmini ML sınıflandırıcı karşılaştırmaları (NB, kNN, SVM, RF vb.) Hibrit optimizasyon (GA, PSO)	(Baltacıoğlu vd., 2010); (Tesfamariam ve Liu, 2010); (Garip, 2011); (Kostinakis vd., 2018); (Harirchian vd., 2020a); (Harirchian vd., 2020b); (Bülbül vd., 2022); (Kumari vd., 2022); (Coskun ve Aldemir, 2023); (Işık vd., 2023); (Ravichandran vd., 2025)
3. DL Tabanlı Görsel Hasar / Kusur Tespiti ve Segmentasyon	CNN tabanlı hasar tespiti U-Net ile segmentasyon Mask R-CNN ile hasar/bozulma tespiti UAV/uydu/görüntü verisi ile otomatik analiz	(Duarte vd., 2018); (Nex vd., 2019); (Yu vd., 2018); (Perez vd., 2019); (Kim ve Cho, 2019); (Liu vd., 2019b); (Femin ve Biju., 2020); (Li vd., 2020); (Wu vd., 2020); (Hatır vd., 2020); (Kalfarisi vd., 2020); (Chen vd., 2021); (Zheng vd., 2021); (Karaçay, 2022); (Deng ve Wang, 2022); (Bruno vd., 2023); (Manahasa ve Karamuça., 2023); (Kocaman vd., 2023); (Bhuyan vd., 2023); (Firmansyah vd., 2024); (Gouveia vd., 2024); (Aşık, 2025)
4. Nesne Tespiti Mimarileri ve Temel DL Katkıları	CNN içgörü/görselleştirme Nesne tespiti (Fast/Faster R-CNN) Segmentasyon (Mask R-CNN) ResNet	(Zeiler ve Fergus, 2014); (Girshick, 2015); (He vd., 2016); (Ren vd., 2017); (He vd., 2017); (Li vd., 2019); (Jaiswal ve Agrawal, 2024)
5. Afet / Risk Haritalama ve CBS + AI Entegrasyonu	CBS + yapay zekâ ile simülasyon ve karar destek ML ile risk haritalama / zonlama	(Tang ve Wen, 2008); (Mojaddadi vd., 2017); (Jena, 2021); (Yariyan vd., 2021); (Cheng vd., 2022)
6. Yapay Zekâ ile Afet Yönetimi, Etik ve Derleme Çalışmaları	Afet risk iletişimi AI etiği, güvenilir AI (XAI vb.) Sektörel derlemeler (inşaat, mimarlık, deprem müh.)	(Meek vd., 2016); (Boyd ve Wilson, 2017); (Keskenler ve Keskenler, 2017); (Ogie vd., 2018); (Usta vd., 2018); (Afzal vd., 2019); (Yiğitcanlar vd., 2020); (Arashpour vd., 2020); (Pan ve Zhang, 2021); (Yılmaz vd., 2021); (Harirchian vd., 2021a); (Munawar vd., 2021); (Minaee vd., 2021); (Maqsoom vd., 2022); (Gültekin ve Doğan, 2021); (Tazefidan vd., 2022); (Tarhan vd., 2022); (İşbir ve Kaya, 2022); (Partigöç, 2022); (Tuğrul, 2022); (Shin ve Park, 2022); (Kıbrıs, 2022); (Kumar vd., 2023); (Jia ve Yu., 2023); (Karaca, 2023); (Plevris, 2024); (Xie, 2024); (Venkadesh vd., 2024); (Albahri vd., 2024)
7. Diğer Alanlarda AI ile Risk Değerlendirme (Deprem dışı)	İş güvenliği risk değerlendirme Su kalitesi / çevresel risk Yağmur fırtınası riski	(Canlar Durmaz, 2010); (Jiang vd., 2013); (Liu vd., 2019a)
8. Yapısal Sağlık İzleme ve Veri Setleri / Altyapı Kaynakları	SHM + ML/DL Büyük ölçekli etiketli veri seti	(Bakhshi vd., 2018); (Gao ve Mosalam, 2020); (Li, 2024); (Moya vd., 2025)

Son başlık olan uygulama, yazılım veya sistem geliştirilmiş olan; sunulan bir ürün çalışmalar ise bu başlık altında Çizelge 2.4.'te sunulmuştur.

Çizelge 2.4. Sistem, uygulama veya yazılım geliştiren çalışmalar

Kategori	**Alt Konular ve Yöntemler**	**İlgili Çalışmalar**
1. Uzman Sistemler ve AI Tabanlı Karar Destek	Uzman sistemler AI ile güvenlik yönetimi Modelleme + bilgi entegrasyonu	(Comerford vd., 1992)
2. Mobil Uygulama ve Kitle-Kaynak Tabanlı Hasar Tespiti	Crowdsourcing Mobil gözlem sistemleri Gerçek zamanlı veri akışı	(Tün vd., 2018); (Ahmed vd., 2022)
3. ML/ANN Tabanlı Hızlı Görsel Tarama Yazılımları	ANN tabanlı RVS BIM entegrasyonu Yazılım araçları	(Morfidis vd., 2023)
4. Web Tabanlı ve Platform Tabanlı Risk Analizi Sistemleri	Web tabanlı risk platformu Çoklu afet senaryo üretimi Açık erişimli sistemler	(Negulescu vd., 2023); (Azizi, 2024)
5. Arazi Kullanımı ve Senaryo Tabanlı Risk Modellemesi	PLUS modeli Senaryo analizi Kentsel yağmur fırtınası riski	(Huang vd., 2022)

Son olarak hem yapay zekâ hem de görüntü teması bulunan çalışmalar ise hem çalışmaya benzerliği hem de aynı ortak temayı kullanması sebebi ile detaylı şekilde aşağıda sunulmuştur.

Sextos vd. (2008), deprem öncesi ve sonrası bina değerlendirmeleri için veri tabanı oluşturma, CBS tabanlı görselleştirme ve mobil veri aktarımını entegre eden bilgisayar destekli bir sistem geliştirmiştir. Düzce'de pilot uygulaması yapılan bu yaklaşım, saha verilerinin hızlı toplanması ve analiz edilmesini sağlayarak afet yönetiminde etkin bir karar destek aracı olarak öne çıkmaktadır.

Tang ve Wen (2008), CBS ve yapay zekâ tabanlı akıllı bir simülasyon sistemi geliştirerek deprem öncesi, sırası ve sonrasında kullanılabilecek kapsamlı bir afet değerlendirme yaklaşımı sunmuştur. Sistem, sismik tehlike analizi, hasar ve kayıp tahmini, acil durum müdahale optimizasyonu ve iyileştirme planlaması gibi modüller içermekte; Daqing kentinde yapılan uygulamalarda risk azaltma stratejilerinin geliştirilmesi ve acil müdahale planlarının etkinliğinin artırılmasına katkı sağlamaktadır.

Geiß vd. (2014), Endonezya'nın Padang kenti örneğinde çok sensörlü uzaktan algılama verileriyle binaların sismik kırılganlığını değerlendirmektedir. Uzaktan algılama verilerinden çıkarılan kentsel özellikler saha gözlemleriyle birleştirilmiş ve makine öğrenmesi yöntemleri (destek vektör regresyonu, naive Bayes) kullanılmıştır. Çalışma, hızlı ve geniş ölçekli kırılganlık taramaları için olumlu bulgular ortaya koymuş, EMS-98 sınıflarında %65,4 doğruluk ve %10,6 hata oranı ile yöntemin uygulanabilir olduğunu göstermiştir.

He vd. (2016), Bu makalede Residual Learning (ResNet) adı verilen çerçeve önermiştir. Katmanların doğrudan çıktıyı öğrenmesi yerine, girişle arasındaki farkı (residual) öğrenmesi sağlanarak çok derin ağların (100+ katman) eğitimi kolaylaştırılmıştır. ImageNet üzerinde 152 katmanlı ağ ile %3.57 hata oranı elde edilmiş ve ILSVRC 2015 yarışmasında birincilik kazanılmıştır. Ayrıca CIFAR-10 ve COCO veri setlerinde de önemli doğruluk artışları sağlanmıştır.

Duarte vd. (2018), afet sonrası bina hasarlarını uydu görüntülerinden tespit etmek için derin öğrenme tabanlı bir yöntem sunmaktadır. Uydu verilerinin sınırlı olması nedeniyle, UAV ve hava fotoğraflarıyla desteklenen çoklu çözünürlüklü CNN modeli geliştirilmiştir. Bu yaklaşım, yalnızca uydu verisi kullanılan modellere göre yaklaşık %4 daha yüksek doğruluk sağlamıştır.

Chen vd. (2018), RGB yüksek çözünürlüklü uydu görüntülerinden otomatik ev tespiti için nesne tabanlı ve makine öğrenmesi tabanlı bir yöntem sunmaktadır. Yeni geliştirilen ERI ve SLI öznitelikleri, doğruluk ve duyarlılığı artırarak bina tespitinde önemli iyileşme sağlamıştır.

Perez vd. (2019), CNN tabanlı derin öğrenme modelleri (VGG-16, ResNet-50, Inception) kullanarak küf, bozulma ve leke gibi bina kusurlarını otomatik tespit ve lokalize etmeyi amaçlamaktadır. Yöntem, geleneksel denetimlere göre daha hızlı, güvenli ve ölçeklenebilir bir çözüm sunmaktadır.

Kim and Cho (2019), Mask R-CNN ile beton çatlaklarını otomatik tespit edip görüntü işleme ile genişliklerini ölçmektedir. Model, 0.3 mm ve üzerindeki çatlakları yüksek doğrulukla belirlemiş, daha ince çatlaklarda ise çözünürlük sınırlamaları nedeniyle hata payı artmıştır.

Liu vd. (2019), beton çatlaklarının tespiti için ilk kez U-Net mimarisini kullanmaktadır. Focal loss fonksiyonu ve Adam optimizasyon algoritması ile eğitilen model, farklı koşullarda (ışık değişimi, karmaşık arka plan, farklı çatlak genişlikleri) çatlakları yüksek doğruluk ve sağlamlıkla tespit etmiştir. U-Net, DCNN ve önceki FCN yöntemlerine kıyasla daha yüksek doğruluk, daha iyi genelleme ve daha az eğitim verisiyle daha etkili sonuçlar vermiştir.

Hansapinyo vd. (2020), deprem kaynaklı bina hasarlarının tahmini için yapay zekâ tabanlı bir ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system) modeli geliştirmektedir. Çalışmada önce kapasite spektrumu yöntemi (CSM) ile 6 farklı deprem büyüklüğü, 8 yapı türü ve 1.201 mesafe kombinasyonundan oluşan 57.648 eğitim verisi elde edilmiştir. Bu verilerle geliştirilen ANFIS modeli, deprem büyüklüğü, yapı türü ve episantr mesafesini girdi değişkeni olarak kullanarak hasar tahmini yapmıştır. Chiang Mai'de 5 farklı deprem senaryosu üzerinde test edilen model, CSM sonuçlarıyla oldukça uyumlu bulunmuştur.

Bingöl (2020), derin öğrenme ve görüntü sınıflandırma teknikleri kullanılarak geliştirilen "DK-Asistanı" adlı sistem ile, yapı planlarının erken aşamada burulma düzensizliği açısından değerlendirilmesi ve taşıyıcı sistemin düzenli ya da düzensiz olduğuna dair tahmin yapılması hedeflenmiştir.

Femin ve Biju (2020), uydu görüntülerinden bina tespiti için CNN tabanlı bir derin öğrenme yöntemi geliştirmektedir. Çeşitli bina tiplerini başarılı şekilde tanıyabilen model, uydu görüntüleri üzerinde eğitilip test edilmiş ve tekrar edilen deneylerde ortalama %83 doğruluk sağlamıştır.

Li ve Tang (2020), deprem sonrası bina hasarını sınıflandırmak için karar ağacı tabanlı bir yöntem önermektedir. Çalışmada, deprem öncesi uydu görüntülerinden bina sınırları çıkarılmış, deprem sonrası İHA görüntülerinden ise binalar dört sınıfta değerlendirilmiştir: sağlam, hafif hasarlı, kısmen yıkılmış ve tamamen yıkılmış. Hafif hasarlı binalar, çatıdaki deliklerin renk ve yükseklik özellikleriyle belirlenmiştir. Yöntem, Wenchuan ve Ya'an depremleri üzerinden test edilerek doğrulanmıştır.

Arashpour vd. (2020), inşaat projelerinde sahne algısında CNN ve ResNet gibi derin öğrenme yöntemlerinin yoğun transfer öğrenmesi gerektirdiğini, buna karşın klasik görüntü

işleme tekniklerinin renk, geometri ve öznitelik tabanlı analizlerle üretkenlik, güvenlik ve kaliteye katkı sağladığını vurgulamıştır.

Kalfarisi vd. (2020), Faster R-CNN + SRFED ve Mask R-CNN yöntemleriyle çatlakların tespit ve segmentasyonunu gerçekleştirmiştir. Gerçek saha görüntüleriyle eğitilen modeller, 3D mesh modelleme ile entegre edilerek çatlakların doğru, nicel ve görsel olarak değerlendirilmesini sağlamıştır.

Gao ve Mosalam (2020), makine öğrenmesi ve derin öğrenmenin yapısal sağlık izleme ve hasar tespitinde kullanımını desteklemek amacıyla PEER Hub ImageNet (ϕ-Net) adlı büyük ölçekli bir veri seti sunmaktadır. Veri seti, 36.413 etiketli yapısal görüntü içermekte ve sekiz farklı sınıflandırma görevi için alt veri setlerine ayrılmıştır. Ayrıca, ϕ-Net verileri gelecekte nesne tespiti ve segmentasyon çalışmalarında da kullanılabilecek şekilde açık erişime açılmıştır. Yöntem, 1999 Chi-Chi depremi sonrası hasar analizi ve 2018 ϕ-Net Challenge uygulamalarıyla test edilmiştir.

Wu vd. (2020), su depolarındaki çatlakların tespiti için CNN tabanlı görüntü segmentasyonu ile 3D reality mesh modellemeyi birleştiren bir yöntem geliştirmiştir. Bu sayede çatlakların yeri, boyutu ve geometrisi hassas biçimde belirlenerek yapısal riskleri değerlendirilebilmektedir. Yöntem, manuel incelemelere kıyasla daha hızlı ve objektif sonuçlar sunmakta, bakım planlaması ve betonarme yapıların otomatik hasar değerlendirmesinde etkili bir araç olarak öne çıkmaktadır.

Minaee vd. (2021), derin öğrenme tabanlı görüntü segmentasyonu yöntemlerini inceleyerek CNN, encoder-decoder, çok ölçekli/piramit yaklaşımlar, attention ve GAN tabanlı modelleri özetlemiş; yaygın veri setlerini, performans karşılaştırmalarını ve gelecek araştırma yönlerini tartışmıştır.

Pelizari vd. (2021), sokak seviyesi görüntüler ve DCNN kullanarak binaların taşıyıcı sistem tipi ve yüksekliği gibi özelliklerini yüksek doğrulukla sınıflandırmış ve bu yöntemin deprem risk değerlendirmelerinde hızlı ve maliyet etkin bir çözüm sunduğunu göstermiştir.

Harirchian vd. (2021b), Nepal ve Ekvador deprem verileriyle eğittikleri ANN tabanlı modeli kullanarak RC binaların hasar derecelerini sınıflandırmış ve bunu ML-EHSAPP

mobil uygulamasına entegre ederek hızlı kırılganlık değerlendirmesi için pratik bir çözüm sunmuştur.

Yariyan vd. (2021), İran'ın Sanandaj kentinde CBS tabanlı sismik kırılganlık haritalaması yapmış, Gini algoritmasının en yüksek doğruluğu sağladığını ve nüfusun %62'sinin yüksek deprem kırılganlığı altında olduğunu göstermiştir.

Chen vd. (2022), Google Street View görüntülerini kullanarak derin öğrenme ile binaların temel yüksekliği, türü, bina tipi ve kat sayısını tahmin etmiş; böylece sel riski değerlendirmesi için saha anketlerine alternatif, hızlı ve düşük maliyetli bir yöntem geliştirmiştir.

Ekici (2022), önceden eğitilmiş CNN modelleri ile bina cephe görsellerinden ağır çıkma, bitişik nizam ve eğimli zemin parametrelerini tespit etmiş, %97'ye varan doğruluk oranlarıyla hızlı sismik değerlendirmede standart ve etkin bir yöntem önermiştir.

Deng ve Wang (2022), geliştirilmiş iki aşamalı U-Net modeli ile afet sonrası bina hasarını tespit etmiş; bina segmentasyonunda %87,4, hasar sınıflandırmada ise %75,3 F1 skoru elde ederek mevcut yöntemlerden daha yüksek doğruluk sağlamıştır.

Yalınız (2022), bina cephe görsellerinden çarpışma durumu ve ağır çıkma parametrelerini tespit etmek için CNN tabanlı modelleri denemiş, DarkNet53'ün bitişik nizamda %96,68, ağır çıkmada %88,62 doğruluk ile en başarılı sonuçları verdiğini göstermiştir.

Tarhan vd. (2022), afet sonrası hasar tespitinde yapay zekâ ve görüntü işleme yöntemleriyle hasarlı yapıların konum bazlı tespit edilip veri tabanına aktarılmasının, afet yönetiminde hızlı ve etkin bir destek sağlayabileceğini belirtmiştir.

Karaçay (2022), beton yapılarda çatlakların derin öğrenme tabanlı otonom tespiti üzerine çalışmış ve U-Net mimarisi kullanmıştır. Farklı veri setleriyle yapılan deneyler, çatlak içermeyen fotoğrafların eğitime dahil edilmesinin başarı oranını artırdığını göstermiştir. Bulgular, U-Net'in gerçek dünyadaki çatlak tespitinde etkili bir yöntem olabileceğini ortaya koymaktadır.

Kocaman vd. (2023), hava fotoğrafları üzerinden binaların otomatik olarak tespit edilmesi amacıyla derin öğrenmeye dayalı nesne tanıma yöntemleri kullanılmıştır. Geleneksel yaklaşımlardan farklı olarak, YOLO tabanlı derin öğrenme algoritmaları uygulanmış ve elde edilen sonuçlar farklı sürümler arasında karşılaştırılmıştır. Çalışma, bina konumlarının doğru belirlenmesinin şehirleşme planlaması, mevcut durumun analizi ve kaçak yapılaşmanın önlenmesi açısından kritik önem taşıdığını vurgulamaktadır. Sonuçlar, derin öğrenme tabanlı yöntemlerin yüksek doğruluk ve verimlilik sağladığını göstermektedir.

Bruno vd. (2023), tarihi binalarda bozulma tespitinin görüntü tabanlı derin öğrenme ile yapılması ele alınmaktadır. Geleneksel yöntemlerdeki zaman, maliyet ve öznel değerlendirme sorunlarını aşmak için Mask R-CNN modeli kullanılarak nem lekeleri ve biyolojik kolonizasyon gibi bozulma türleri otomatik olarak tespit edilmiştir. Çalışma, farklı tarihi yapı tiplerinden (kale, manastır, kırsal yapı vb.) oluşturulan heterojen bir veri seti üzerinde test edilmiş ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Sonuçlar, yöntemin uzaktan, hızlı ve non-invaziv bir ön değerlendirme aracı olarak tarihi yapıların korunmasında önemli katkı sağlayabileceğini göstermektedir.

Manahasa ve Karamuça (2023), tarihi binalarda bozulma tespitini derin öğrenme tabanlı Mask R-CNN modeli ile gerçekleştirmektedir. Nem lekesi ve biyolojik kolonizasyon gibi hasarlar otomatik olarak belirlenmiş, çeşitli tarihi yapılar üzerinde test edilmiştir. Yöntem uzaktan, hızlı ve nesnel bir ön değerlendirme aracı olarak tarihi yapıların korunmasında etkili bulunmuştur.

Carpanese (2023), İtalya'daki yığma konut binaları için mekanik tabanlı bir sismik kırılganlık modeli geliştirilmiştir. Uydu ve Street View görüntülerinden CNN tabanlı yapay zekâ ile bina özellikleri otomatik belirlenmiş, ardından kırılganlık ve maruziyet verileri sismik tehlike ile birleştirilerek risk hesaplama platformu oluşturulmuştur. Bu yöntem, hasar, maliyet, can kaybı ve yerinden edilme tahminleri yaparak güçlendirme önceliklerinin ve afet yönetimi planlarının belirlenmesine katkı sağlamaktadır.

Jia ve Ye (2023), deprem afet değerlendirmesinde derin öğrenme (DL) uygulamalarını kapsamlı bir inceleme ile ele almaktadır. 204 çalışma üzerinden yapılan değerlendirmede, deprem ve ikincil afetler ile binalar, altyapılar ve bölgeler gibi fiziksel nesneler incelenmiştir. Çalışma; uzaktan algılama, sismik veriler ve sosyal medya olmak

üzere üç ana veri türünü ve CNN, MLP, RNN, GAN, transfer öğrenme ve hibrit modelleri öne çıkarmaktadır. En yaygın kullanım, CNN tabanlı bina hasar tespiti olup; veri yetersizliği, model genellenebilirliği ve açıklanabilirlik en önemli zorluklardır. Gelecekte çok modlu yaklaşımlar ve yeni veri kaynakları fırsatlar sunmaktadır.

Firmansyah vd. (2024), CNN tabanlı bir yöntemle bina tipolojilerinin otomatik sınıflandırılmasını incelemektedir. Google Street View görselleriyle en yüksek doğruluk (%84,3) elde edilmiş, MobileNet en başarılı model olmuştur. Bandung için yapılan senaryoda, M7 depreminde binaların %55'inin orta-ağır hasar görebileceği tahmin edilmiştir. Çalışma, CNN'in şehir ölçeğinde hızlı deprem kırılganlığı değerlendirmesi için etkili olduğunu ortaya koymaktadır.

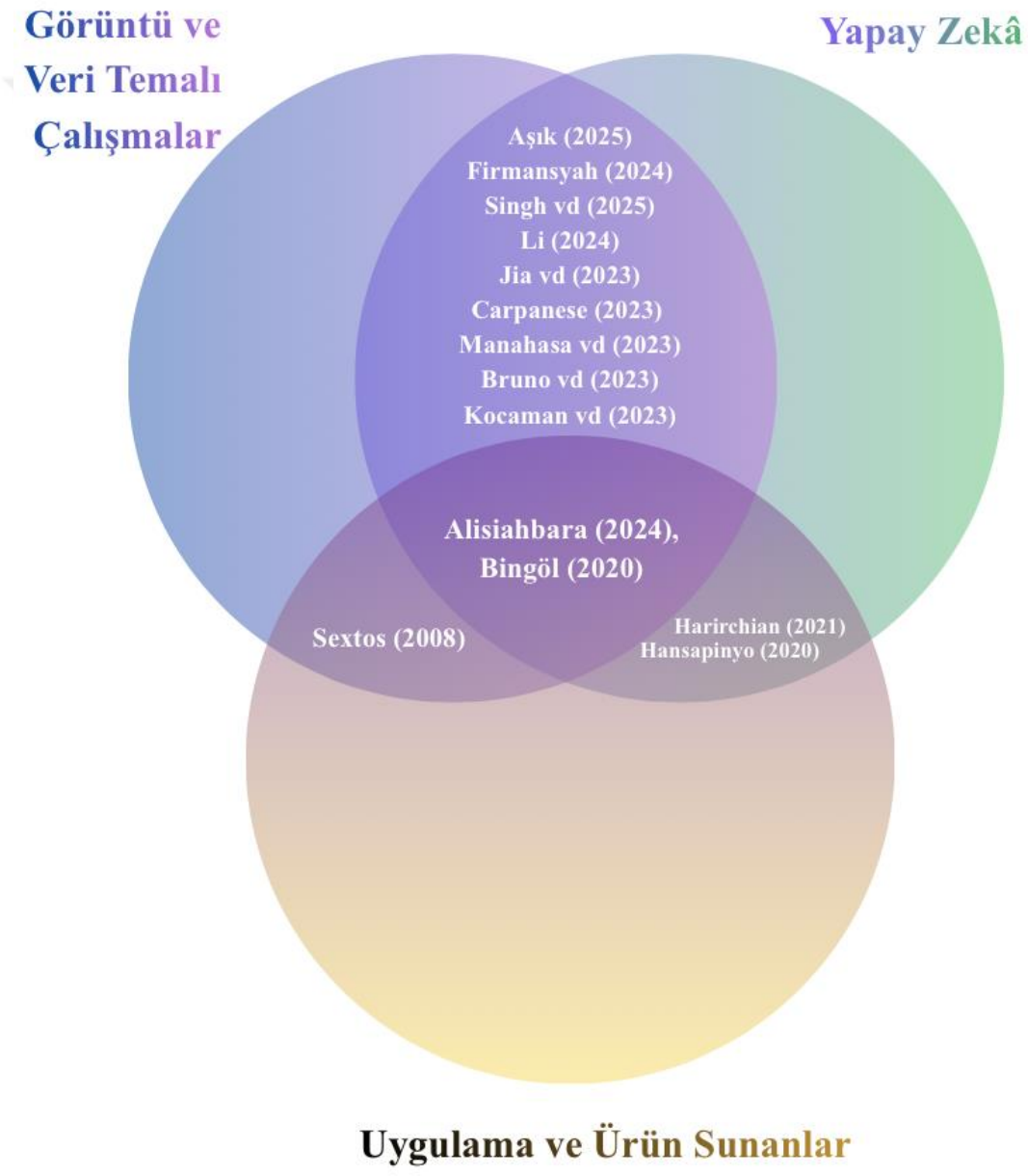
Li (2024), Dijital Benek Korelasyon Yöntemi (DSCM)'nin sınırlamalarını aşmak için Yapay Sinir Ağı (ANN) tabanlı bir algoritma geliştiriyor. Önerilen ANN-DSCM, özellik çıkarma, korelasyon hesaplama, yer değiştirme tahmini ve iyileştirme modüllerinden oluşuyor ve speckle görüntü çiftlerinden doğrudan deformasyon alanlarını öğrenebiliyor. Testlerde, büyük ve kesintili deformasyonlarda ile gürültü varlığında geleneksel DSCM'den daha doğru, sağlam ve hızlı sonuçlar elde edilmiş. Çalışma hem DSCM teknolojisini geliştirmekte hem de malzeme karakterizasyonu ve yapısal sağlık izlemede derin öğrenmenin potansiyelini göstermektedir.

Alisjahbana vd. (2024), DEEPDAMAGENET modeli, uydu görüntülerinden bina hasar tespitini otomatikleştirmek için geliştirilmiş iki aşamalı bir derin öğrenme yaklaşımıdır. Segmentasyon ve sınıflandırmayı birleştiren model, 0,66 F1 skoru ile mevcut yöntemlerden daha yüksek başarı sağlamıştır. Ancak, farklı afet türlerinde hasar seviyelerinin görsel benzerliği sınıflandırmada zorluk yaratmaktadır.

Singh vd. (2025), deprem sonrası bina hasarlarını belirlemek için uydu görüntüleri ve metadata (SAR verisi, zemin özellikleri, sismik şiddet) kullanan transformer tabanlı bir model önermektedir. Model, 6 Şubat 2023 Türkiye-Suriye depreminde test edilmiş ve çok sınıflı hasar tespitinde mevcut yöntemlerden daha yüksek doğruluk sağlamıştır. Bu yaklaşım, afet sonrası müdahale ve iyileştirme süreçlerini daha hızlı ve güvenilir hale getirmektedir.

Aşık (2025), doktora tezinde YOLOv5 mimarisi kullanarak mevcut betonarme binalarda yükseklik, yumuşak kat ve kısa kolon tespitlerini görseller üzerinden gerçekleştirmiştir. Söz konusu çalışma, sınırlı sayıda yapısal parametreye odaklanmaktadır.

Tezin metodolojik yaklaşımıyla örtüşen, görüntü tabanlı veri analizi ve yapay zekâ yöntemlerini içeren çalışmalar, ortak özellikleri temel alınarak sistematik biçimde sınıflandırılmış ve literatürdeki konumları şematik olarak Şekil 2.2.'de gösterilmiştir.



Şekil 2.2. Ortak sınıflara ait çalışmalar

3. HIZLI RİSK DEĞERLENDİRME VE YAPAY ZEKÂ

Deprem riskinin fazla olduğu ülkelerde, yapı stokunun depreme karşı dayanıklılığının belirlenmesi, afet risk yönetiminin en kritik aşamalarından biri olarak öne çıkmaktadır. Ancak milyonlarca yapıdan oluşan stokun tamamının ayrıntılı mühendislik analizleriyle incelenmesi zaman, maliyet ve iş gücü açısından mümkün değildir. Bu nedenle, yapıların kısa sürede ve görece düşük maliyetle değerlendirilebilmesi için hızlı risk değerlendirme (HRD) yöntemleri geliştirilmiştir. Bu yöntemler büyük ölçüde değerlendirmeyi yapan gözlemcilere dayalı olduğundan öznel farklılıklar ve sınırlılıklar barındırmaktadır (FEMA, 2012; İlki ve Vulaş, 2014).

Son yıllarda ise yapay zekâ tabanlı yaklaşımlar, söz konusu olan öznel farklılık ve sınırlılıkların aşılmasında önemli bir potansiyel olarak öne çıkmaktadır. Bu bölümde öncelikle hızlı risk değerlendirmenin temel özellikleri, ardından yapay zekânın tanımı ve kullanım alanları ele alınacak; sonrasında ise bu iki yaklaşımın entegrasyonu incelenecek ve geleceğe dair bir öneri bölümü sunulacaktır.

3.1. Hızlı Risk Değerlendirme

Deprem tehlikesi altındaki yapı stokunun büyüklüğü arttıkça her bir yapının mühendislik analizleriyle ayrıntılı bir şekilde değerlendirilmesi zaman, maliyet ve insan kaynağı açısından kimi zaman imkânsız kılınabilmektedir. Deprem öncesi hızlı yapısal risk değerlendirme yöntemleri, mevcut yapı stokunun kısa sürede taranarak deprem açısından göreli risk düzeylerinin belirlenmesini amaçlayan ön eleme yaklaşımlarıdır. Bu yöntemlerin temel hedefi, yapıların kesin deprem performansını hesaplamak değil; hangi binaların daha ayrıntılı mühendislik analizlerini öncelikli olarak alınması gerektiğini ortaya koymaktır. Bu yönüyle hızlı risk değerlendirme uygulamaları, kent ölçeğinde risk azaltma stratejilerinin oluşturulmasında önceliklendirme temelli bir karar destek aracı olarak kullanılmaktadır.

Hızlı yapısal risk değerlendirme (Rapid Structural Risk Assessment- RSRA), yapıların temel özelliklerinin kısa süreli gözlemler veya sınırlı veriler aracılığıyla belirlenmesine, bu yolla olası risk seviyelerinin öncelikli biçimde sınıflandırılmasına dayanmaktadır (FEMA, 2002).

Hızlı risk değerlendirme süreci, doğası gereği sınırlı veri, kısa saha süresi ve gözleme dayalı bilgiler üzerinden yürütülmektedir. Bu kapsamda yapıların yapım yılı, kat sayısı, taşıyıcı sistem türü ve kullanım amacı gibi temel bilgiler değerlendirmeye dâhil edilmekte; esas belirleyici unsur ise saha çalışmaları sırasında gerçekleştirilen görsel incelemelerdir. Görsel inceleme aşamasında özellikle yumuşak veya zayıf kat oluşumu, düşey düzensizlikler, çıkmalar, kısa kolon varlığı, ağır cephe elemanları ve görünen inşaat kalitesi gibi, deprem davranışını olumsuz yönde etkilediği literatürde kabul edilen yapısal göstergeler dikkate alınmaktadır. Bu göstergeler, ayrıntılı hesaplamalara ihtiyaç duyulmaksızın yapının olası deprem performansı hakkında ön nitelikli bir değerlendirme yapılmasına olanak sağlamaktadır.

Literatürde hızlı risk değerlendirme amacıyla geliştirilmiş çeşitli standart yöntemler bulunmaktadır. Bu yöntemler arasında FEMA P-154, Rapid Visual Screening (RVS) ve PERA gibi yaklaşımlar öne çıkmaktadır. Söz konusu yöntemlerde, yapıların belirli risk göstergeleri için puanlanması esas alınmakta; elde edilen toplam skorlar aracılığıyla binalar düşük, orta veya yüksek risk sınıflarına ayrılmaktadır. Böylece mevcut kaynakların, deprem açısından daha riskli yapı gruplarına yönlendirilmesi mümkün hâle gelmektedir. Sonraki yıllarda farklı ülkelerde, bölgelere göre değişen yapı tipolojileri ve deprem tehlikesi parametrelerine uygun uyarlamalar geliştirilmiştir (Sucuoğlu ve Yazgan, 2003; Dolce vd., 2006). Türkiye'de de benzer şekilde saha gözlemlerine dayalı hızlı yapısal risk değerlendirme yöntemi uygulanmaktadır (Yakut, 2004).

Bununla birlikte klasik hızlı risk değerlendirme yöntemleri, öznel değerlendirmeye dayalı olması, gözlemciler arasında farklılık göstermesi, zaman kısıtları ve geniş ölçekli uygulamalarda sınırlı verimlilik gibi nedenlerle eleştirilmektedir. Aynı yapının farklı gözlemciler tarafından farklı risk seviyelerine atanabilmesi, bu yöntemlerin güvenilirlik ve tutarlılığını azaltan önemli bir faktör olarak öne çıkmaktadır (Fajfar ve Dolšek, 2012).

3.2. Yapay Zekâ

Yapay zekâ; çevresini algılayabilen, verileri yorumlayabilen, çıkarım yapabilen ve bu çıkarımlar doğrultusunda eylemde bulunabilen makine tabanlı sistemler olarak tanımlanmaktadır (OECD, 2019). Bu tanım özellikle görüntü işleme tabanlı yapısal risk

değerlendirme çalışmalarında kullanılan derin öğrenme tabanlı modellerin, çevresel verilerden anlam çıkartabilme ve karar üretme yeteneğini açık bir şekilde kapsamaktadır.

Günümüzde yapay zekânın en yaygın uygulamaları, makine öğrenmesi (Machine Learning- ML) ve özellikle derin öğrenme (Deep Learning- DL) teknikleri üzerinden gerçekleşmektedir (Goodfellow vd., 2016). Bu yöntemler, büyük ölçekli verilerden örüntüler çıkarmak ve karmaşık sınıflandırma veya tahmin problemlerini çözmek için de kullanılmaktadır.

Derin öğrenmenin alt dallarından olan evrişimli sinir ağları (Convolutional Neural Networks – CNN), görüntü işleme alanında yankı uyandıran bir gelişme sağlamıştır. Geleneksel görüntü işlemede kenar, köşe veya doku gibi özellikleri elle tanımlamak gerekirken; CNN tabanlı yaklaşımlarda, özellikler doğrudan görüntüler üzerinden otomatik olarak öğrenebilmektedir. Bu sayede hem yüksek boyutlu görüntülerin analizi kolaylaşmakta hem de karmaşık örüntülerin modellenmesi mümkün hâle gelmektedir.

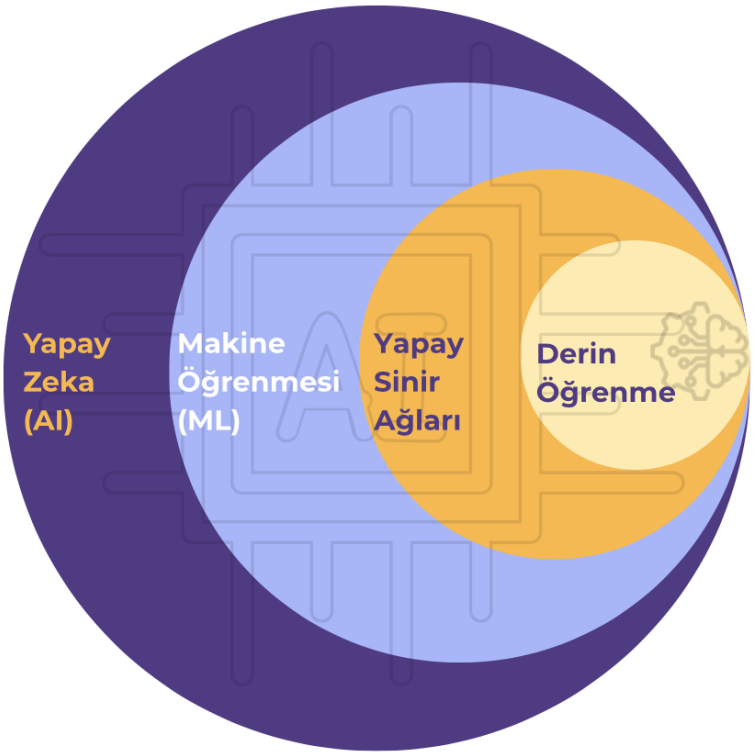
CNN tabanlı algoritmalar, nesne tanıma, sınıflandırma ve bölütleme (bir görüntüyü anlamsal veya yapısal olarak anlamlı parçalara bölme) görevlerinde yüksek başarı oranlarıyla öne çıkmaktadır. Bölütleme görevi, bir görüntüde yalnızca nesnenin veya yapısal bir unsurun var olup olmadığını belirlemekle kalmayıp aynı zamanda bu unsurların görüntü içerisindeki konumsal dağılımını, sınırlarını ve piksel düzeyindeki yerleşimini de ortaya koymaktadır. Bu özellik, yapısal elemanların konumunu, boyutlarını, etkileşimlerini daha doğru biçimde değerlendirmektedir. Bu sayede mühendislik uygulamalarının analizi nicel ve mekânsal anlamda mümkün kılınmaktadır.

Literatürde yer alan diğer mimarilerden olan U-Net (Ronneberger vd., 2015), görsellerin piksel düzeyinde hassas bölütleme gerektiren uygulamalarda encoder- decoder yapısı ile oldukça başarılı sonuçlar sunmaktadır. Encoder yapısı bir girdiyi daha kompakt ve anlamlı hale dönüştürür, decoder yapısı ise temsili anlar ve hedeflenen çıktının yeniden oluşturulmasını sağlar. YOLO mimarisi (Redmon vd., 2016), tek aşamalı bir nesne tespit yaklaşımı sunmaktadır. Yüksek hız ve kabul edilebilir doğruluk arasında dengeli bir çözüm sunarken; Mask R-CNN (He vd., 2017), nesne tespiti ile örnek düzeyinde bölütleme yapabilmesi sayesinde daha ayrıntılı analizlere olanak tanımaktadır. Bu türev mimariler mühendislik uygulamalarında yaygın biçimde kullanılmaktadır.

Şekil 3.1.'de yapay zekâ alanındaki temel kavramlar ve aralarındaki hiyerarşik ilişki sunulmaktadır. Yapay zekâ (AI), insan benzeri karar verme ve problem çözme yeteneklerini bilgisayar sistemlerine kazandırmayı amaçlayan en geniş çerçeveyi ifade etmektedir. Bu çerçeve içerisinde yer alan makine öğrenmesi, sistemlerin açıkça programlanmadan verilerden öğrenmesini sağlayan yöntemleri kapsamaktadır.

Makine öğrenmesinin bir alt alanı olan yapay sinir ağları (Artificial Neural Network-ANN), insan beyninden esinlenen katmanlı yapılarıyla karmaşık veri ilişkilerinin modellenmesine olanak tanımaktadır. Derin öğrenme (DL), çok sayıda gizli katman içeren yapay sinir ağlarına dayalı özel bir yaklaşım olup, büyük veri kümeleri üzerinde otomatik özellik çıkarımı yapabilmesi sayesinde son yıllarda öne çıkmıştır. Şekil 3.1.'de derin öğrenmenin, yapay sinir ağları ve makine öğrenmesinin bir alt kümesi olarak gösterilmesi, literatürde genel kabul gören bu hiyerarşik yapıyı yansıtmaktadır.

Bu bağlamda (CNN), derin öğrenme yöntemlerinin önemli bir alt türü olarak özellikle görüntü işleme ve bilgisayarlı görü uygulamalarında yaygın biçimde kullanılmaktadır.



Şekil 3.1. Yapay Zekâ şeması

İnşaat mühendisliği alanında yapay zekâ tabanlı yaklaşımların kullanım alanları giderek artmaktadır. Özellikle yapı sağlığı izleme, hasar tespiti, malzeme kusurlarının belirlenmesi ve risk sınıflandırması gibi konularda yapay zekâ tabanlı yaklaşımların önemli avantajlar sunduğu literatürde yaygın biçimde rapor edilmektedir. (Zhao vd., 2019; Gao ve Mosalam, 2020). Geniş hacimli veri setlerinin kısa zamanda işlenmesi, insan kaynaklı hataların azaltılması ve veri temelli karar verme süreçlerinin desteklenmesi bu teknolojilerin öne çıkan avantajları arasında yer almaktadır. Bu kapsamda makine öğrenmesi ve derin öğrenme temelli yaklaşımlar, karmaşık problemlerin analizinde gün geçtikçe daha yaygın biçimde kullanılmaktadır.

3.3. Hızlı Risk Değerlendirme ile Yapay Zekânın Entegrasyonu

Klasik hızlı risk değerlendirme yöntemlerinin temel sınırlılığı, büyük ölçüde gözlemciye bağlı ve öznel değerlendirmelere dayanmasıdır. Bu durum, özellikle milyonlarca yapının bulunduğu büyük kentlerde gerçekleştirilen geniş ölçekli taramaların etkinliğini azaltmaktadır. Yapay zekâ tabanlı yaklaşımlar, bu sınırlılıklara yönelik yenilikçi çözümler sunmaktadır. Görüntü işleme tabanlı yapay zekâ algoritmaları, binaların dış cephe fotoğrafları üzerinden kritik yapısal özellikleri otomatik olarak tanımlayabilmekte ve değerlendirme süreçlerini standartlaştırabilmektedir.

Bu çalışmada yer alan;

- Yumuşak kat- zayıf kat varlığı**,**
- Kısa kolon oluşumları**,**
- Çıkmalar,
- Düşey süreksizlikler**,**
- Kat sayısı**,**
- Görünen inşaat kalitesi,
- Yapı nizamı

gibi yapısal parametrelerin, CNN tabanlı veya benzeri derin öğrenme modelleri aracılığıyla yüksek doğruluk oranlarıyla tespit edilebildiği farklı çalışmalarda rapor edilmektedir (Liu vd., 2021). Böylece klasik HRD formlarında saha gözlemcileri tarafından manuel olarak değerlendirilen birçok kriter, yapay zekâ destekli sistemler tarafından otomatik ve standart biçimde işlenebilir hale gelmektedir.

Bu entegrasyonun sağladığı temel kazanımlar şunlardır:

- Zaman tasarrufu: Klasik saha çalışmalarına kıyasla çok daha hızlı sonuç üretilmesine olanak tanımaktadır.
- Nesnellik: İnsan faktöründen kaynaklanan öznel değerlendirmelerin minimize edilmesine katkı sağlamaktadır.
- Büyük ölçekli uygulanabilirlik: Şehir veya ulusal ölçekte gerçekleştirilen risk taramaları için elverişli bir yapı sunmaktadır.
- Tutarlılık: Aynı veri üzerinde tekrarlandığında benzer ve karşılaştırılabilir sonuçlar elde edilmesini mümkün kılmaktadır.

Ayrıca yapay zekâ tabanlı hızlı risk değerlendirme yöntemleri, şehir ölçeğinde risk haritalarının oluşturulmasına da imkân tanımaktadır. Geniş veri setleriyle eğitilmiş modeller, farklı mimari tipolojiler, iklim koşulları ve fotoğraf kalitesi gibi değişkenler karşısında genellenebilir çözümler sunabilmekte, böylece afet öncesi risk yönetimi süreçlerinde stratejik bir katkı sağlamaktadır.

3.4. Değerlendirme ve Gelecek Perspektifi

Her ne kadar yapay zekâ tabanlı hızlı risk değerlendirme yöntemleri önemli avantajlar sunsa da bazı sınırlılıkları da göz önünde bulundurulmalıdır. Bu yaklaşımların başarısı büyük ölçüde eğitim verilerinin çeşitliliği ve kalitesine bağlıdır. Yerel yapı tipolojilerini yansıtmayan veya sınırlı veri setleri üzerinde eğitilen modeller, farklı bölgelerde beklenen performansı gösteremeyebilir. Bunun yanı sıra, yapay zekâ algoritmalarının karar verme süreçlerinin şeffaflığı ve mühendislik açısından yorumlanabilirliği, gelecekte üzerinde durulması gereken önemli araştırma konuları arasında yer almaktadır.

Bununla birlikte, hızlı risk değerlendirme ve yapay zekâ yaklaşımlarının entegrasyonu, geleneksel yöntemlere kıyasla daha hızlı, daha tutarlı ve daha geniş ölçekli çözümler sunma potansiyeline sahiptir. Bu entegrasyonun yaygınlaştırılması, yalnızca mühendislik uygulamaları açısından değil, aynı zamanda kentsel dönüşüm politikaları, afet yönetimi stratejileri ve ulusal ölçekte risk azaltma programları için de büyük önem taşımaktadır.

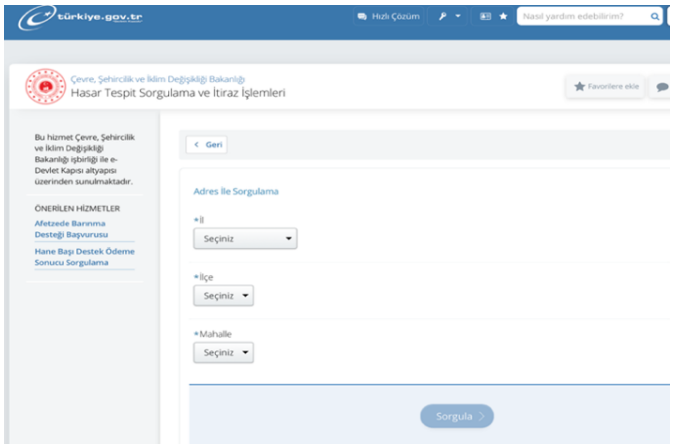
4. YÖNTEM

Bu bölümde, bina cephe görselleri üzerinden yapısal risk göstergelerinin otomatik olarak belirlenmesini sağlayan derin öğrenme tabanlı sistemin geliştirilme süreci açıklanmıştır. Yöntem, veri toplama, ön işleme, etiketleme, model oluşturma, eğitim, doğrulama ve test aşamalarını kapsamaktadır.

4.1. Veri Toplama Süreci

Çalışmada kullanılan veri seti, 6 Şubat 2023 Kahramanmaraş Pazarcık ve Elbistan merkezli depremleri sonrasında Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığı tarafından yürütülen hasar tespit çalışmalarını kapsayan bina cephe görsellerinden elde edilmiştir. Bu görsellere e-Devlet platformu (https://www.turkiye.gov.tr) üzerinden erişilebilmektedir. E-devlet, Türkiye Cumhuriyeti vatandaşlarının erişimine açık bir sistemdir ve platform aktif olarak kullanılmaktadır. Söz konusu görseller tüm T.C. vatandaşlarına açık olup, erişimi yasal çerçevede mümkündür.

Bu platformda, depremden etkilenen 11 ilde bulunan hanelerin adresleri ve görselleri yer almaktadır. “Hasar Tespit Sorgulama ve İtiraz İşlemleri” sekmesi üzerinden il, ilçe ve mahalle seçimleri yapılarak ilgili bölgedeki binalara erişim sağlanabilmektedir. Her binaya ait görsel, adres bilgisinin yer aldığı buton üzerinden görüntülenmektedir. Şekil 4.1.’de, siteye giriş yapıldığında kullanıcıyı karşılayan arayüz gösterilmektedir. Bu arayüzde il, ilçe ve mahalle seçimlerinin yapılabildiği açılır menüler yer almaktadır. Örnek teşkil etmesi amacıyla rastgele bir il, ilçe ve mahalle seçilerek işlem adımları Şekil 4.2. ve Şekil 4.3.’te sunulmuştur.



Şekil 4.1. Arayüz



Şekil 4.2. İl-ilçe-mahalle seçimi yapıldıktan sonra karşılaşılacak olan arayüz



Şekil 4.3. Fotoğraf 1'de yer alan görsel

Yüklenmiş olan bu görsellerin el ile tek tek indirilmesi, zaman ve insan gücü açısından verimli olmadığından veri toplama sürecinin otomatikleştirilmesi hedeflenmiştir. Veri toplama sürecini hem sistematik hâle getirebilmek hem de tekrarlanabilirliğini sağlayabilmek amacıyla otomatik bir web kazıyıcı (web scraper) geliştirilmiştir.

Söz konusu kazıyıcının temel amacı, web tabanlı platformlardan belirli görsel ve metin verilerinin otomatik olarak elde edilmesidir. Sayfada yer alan gerekli bilgi insan gücü ile zaman açısından oldukça uzun süreceğinden bu sürecin otomatikleştirilmesine ihtiyaç duyulmuştur. Kazıyıcı, çevrim içi kaynak üzerinde yer alan tüm illerdeki ilçe ve mahalleleri sırasıyla tarayarak sistemde yer alan bina görsellerini otomatik biçimde indirip bir araya getirmiştir.

Çalışmada temel olarak Python programlama dili kullanılmış, Python 3.11.1 sürümü tercih edilmiştir. Python'un açık kaynaklı yapısı, geniş kullanıcı topluluğu ve çok yönlü

kullanım alanları sayesinde mühendislik ve bilimsel araştırmalarda yaygın biçimde kullanılan güçlü bir programlama dilidir. Zengin kütüphane desteği ile kapsamlı veri işleme ve analiz ekosistemi, bu çalışmada yürütülen görüntü işleme ve modelleme süreçlerinde önemli avantajlar sağlamıştır. Kod geliştirme süreci Visual Studio Code (VS Code) üzerinde gerçekleştirilmiştir.

Visual Studio Code, Microsoft tarafından geliştirilen açık kaynaklı ve çok platformlu bir kod editörüdür. Python, C++, JavaScript, HTML ve Java gibi birçok programlama dilini desteklemesinin yanı sıra; hata ayıklama (debugging), sürüm kontrolü (version control), uzantı (extension) desteği, tematik görünüm seçenekleri ve otomatik kod tamamlama (intelli-sense) gibi özellikleriyle geliştiricilere oldukça esnek bir çalışma ortamı sunmaktadır. Ayrıca, Python eklentisi sayesinde sanal ortam (virtual environment) oluşturma, kütüphane yönetimi ve kodun doğrudan terminal üzerinden çalıştırılması da tek bir arayüz üzerinden sağlanmaktadır.

Web tabanlı uygulamaların otomatik olarak kontrol edilmesini sağlayan açık kaynaklı bir kütüphane olan Selenium kütüphanesi bu çalışmada veri toplama sürecinin temel bileşenlerinden birini oluşturmaktadır. Python başta olmak üzere birçok programlama diliyle uyumlu çalışabilen Selenium, web tarayıcıları üzerinden insan etkileşimini taklit ederek buton tıklama, form doldurma, sayfa geçişi ve veri çekme gibi işlemlerin otomatik olarak gerçekleştirilmesine olanak tanımaktadır (SeleniumHQ, 2024). Bu özelliği sayesinde özellikle dinamik web sayfalarından veri toplama (web scraping) ve test otomasyonu süreçlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Çalışmada, çevrim içi kaynaklardan görsel ve metin tabanlı verilerin otomatik olarak elde edilmesi amacıyla Selenium kütüphanesinden yararlanılmıştır.

Tarayıcı tabanlı etkileşimlerin programatik olarak kontrol edilmesini sağlayan Selenium, web tarayıcıları üzerinde insan etkileşimini taklit ederek buton tıklama, form doldurma, sayfa geçişi ve veri çekme gibi işlemleri otomatik hale getirebilmekte; bu özelliğiyle veri toplama süreçlerinde manuel müdahale ihtiyacını ortadan kaldırmaktadır. Aynı zamanda hata mesajlarının anlık olarak görüntülenmesi ve gerektiğinde kod üzerinde düzenlemelerin hızlı biçimde yapılması bu kütüphane sayesinde mümkün hale gelmektedir. Tüm bu özellikler, web kazıyıcı sistemin geliştirilmesi sürecinde verimliliği artırmış ve

kodlama sürecini daha sistematik, tekrarlanabilir, yönetilebilir bir hale getirmiş ve manuel müdahale ihtiyacı azaltılmıştır.

Geliştirilen sistem aracılığıyla toplam 15.000 adet görsel elde edilmiş; bu görüntüler arasından yalnızca bina cephelerinin net biçimde seçilebildiği fotoğraflar ön işleme sürecine alınarak veri setine dahil edilmiştir. Her bir risk unsurunun görüntülerden tespit edilebilirliği farklı olduğundan, işlenebilir görsel sayıları kategoriler arasında önemli ölçüde değişiklik göstermiştir. Ham veri seti incelendiğinde her sınıfa ait olan kullanılabilir görsel miktarı ve sınıflara ait etiketler Çizelge 4.1.'de sunulmuştur.

Çizelge 4.1. Kullanılan sınıflar ve sınıfların etiketleri

SINIF	ETİKET	VERİ SAYISI adet
Çıkma	Çıkma var – Çıkma Yok	3060
Kısa Kolon (KK)	Kısa Kolon Var – Kısa Kolon Yok	1020
Düşey Düzensizlik (DD)	DD var - DD yok	835
Yumuşak Kat- Zayıf Kat (YK-ZK)	YK-ZK var – YK-ZK yok	6500
Nizam Durumu	Bitişik Nizam - Ayrık Nizam-Köşede Bitişik Nizam	5000
Kat Sayısı	1 Katlı – 2 Katlı – 3 Katlı – 4 ve üzeri Katlı	5213
Görünen İnşaat Kalitesi	İyi – Orta - Kötü	3934

Bu değerler, görüntü ön işleme ve veri arttırma teknikleri uygulanmadan önceki ham görsel miktarlarını temsil etmektedir. Söz konusu farklılıkların temel nedeni, her risk unsurunun bütün bina cephelerinde aynı ölçüde görünür olmaması ve bazı yapısal özelliklerin yalnızca belirli perspektiflerden tespit edilebilmesidir.

4.2. Görüntü Ön İşleme

Modelin doğru ve kararlı bir şekilde öğrenebilmesi amacıyla görüntülere ön işleme adımları uygulanmıştır. Derin öğrenme tabanlı modellerde eğitim sürecinin güvenilir ve genellenebilir sonuçlar üretebilmesi, yalnızca kullanılan ağ mimarisine değil, aynı zamanda modele sunulan girdi verilerinin kalitesi ve tutarlılığına da doğrudan bağlıdır (Goodfellow vd., 2016; LeCun vd., 2015). Bu bağlamda uygulanan ön işleme adımları; girdi verilerindeki

rastlantısal varyasyonları ve istenmeyen gürültüyü azaltarak modelin öğrenme sürecinde yapısal olarak anlamlı özniteliklere odaklanmasını sağlamak amacıyla uygulanmaktadır.

Doğru öğrenme, modelin girdi görüntülerinden çıkarılan özellikler ile hedeflenen sınıflar arasındaki ilişkiyi yüksek doğrulukla kurabilmesini ifade ederken; kararlı öğrenme, modelin eğitim süreci boyunca ani performans dalgalanmaları göstermemesi ve benzer koşullar altında tutarlı tahminler üretebilmesi anlamına gelmektedir (Goodfellow vd., 2016). Ön işleme adımlarının uygulanmadığı durumlarda, ham görüntü verilerinde bulunan parlaklık, çözünürlük ve gürültü gibi düzensizlikler öğrenme sürecini olumsuz etkileyebilmekte ve modelin genelleme yeteneğini zayıflatabilmektedir (Shorten ve Khoshgoftaar, 2019). Bu nedenle ön işleme, derin öğrenme tabanlı modellerde güvenilir ve tutarlı bir öğrenme sürecinin temel bileşenlerinden biri olarak değerlendirilmektedir.

Bu çalışmada uygulanan görüntü ön işleme adımları aşağıda özetlenmiştir:

1. Görsel verilerin ham ve düzensiz yapısının giderilmesi:

Görüntülerin farklı çözünürlüklerde, değişken renk tonu ve parlaklık seviyelerinde ya da farklı gürültü düzeyleriyle modele sunulması, modelin yapısal özellikler yerine rastlantısal farklılıklara odaklanmasına neden olabilmektedir. Bu durum, tutarsız özellik çıkarımına yol açarak model performansını düşürmektedir. Görüntü ön işleme adımları, bu tür düzensizlikleri azaltarak daha homojen bir veri yapısının modele sunulmasına katkı sağlamaktadır (Goodfellow vd., 2016; LeCun vd., 2015).

2. Veri dağılımındaki tutarsızlıkların giderilmesi:

Görüntüler arasında yoğunluk ve ölçek açısından belirgin farklılıkların bulunması, modelin optimizasyon sürecini olumsuz etkileyebilmektedir. Normalizasyon ve ölçekleme işlemleri, giriş verilerinin daha dengeli bir dağılım göstermesini sağlayarak öğrenme sürecinin kararlılığını artırmaktadır (Goodfellow vd., 2016; Ioffe ve Szegedy, 2015).

3. Gürültü ve anlamsız detayların baskılanması:

Ham görüntüler, öğrenme açısından anlamlı olmayan arka plan detayları veya sensör kaynaklı gürültüler içerebilmektedir. Bu tür bileşenler, modelin karar mekanizmasını olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Filtreleme ve kontrast düzenleme gibi ön işleme

adımları, yapısal açıdan anlamlı bilgilerin öne çıkarılmasını sağlayarak modelin doğru özelliklere odaklanmasına yardımcı olmaktadır (Goodfellow vd., 2016; Shorten ve Khoshgoftaar, 2019).

4. Aşırı öğrenme (overfitting) eğiliminin azaltılması:

Overfitting, bir makine öğrenmesi ya da derin öğrenme modelinin eğitim sürecinde yalnızca eğitim verisine özgü örüntüleri ve rastlantısal detayları öğrenerek, yeni ve daha önce görülmemiş veriler üzerinde genelleme yapma yeteneğini kaybetmesi durumudur. Bu durumda model, eğitim verisi üzerinde yüksek performans sergilerken doğrulama veya test verilerinde belirgin bir performans düşüşü göstermektedir. Overfitting genellikle sınırlı veri miktarı, aşırı karmaşık model yapısı veya yetersiz düzenlileştirme (regularization) kullanımı gibi nedenlerle ortaya çıkmakta olup, geliştirilen modelin pratik uygulamalardaki güvenilirliğini olumsuz yönde etkilemektedir. Ön işleme ve veri artırma adımları uygulanmadığında model, eğitim verisini ezberleme eğilimi gösterebilmekte ve yeni veriler üzerinde düşük performans sergileyebilmektedir. Uygulanan ön işleme adımları, modelin farklı varyasyonlara karşı daha dayanıklı ve genellenebilir özellikler öğrenmesine katkı sağlamaktadır (Gonzalez ve Woods, 2008; LeCun vd., 2015).

Bu kapsamda tüm görseller öncelikle gri tonlamaya dönüştürülmüştür. Gri tonlamaya dönüştürme işlemiyle renk bilgisi ortadan kaldırılmış; modelin yapısal formlar, kenarlar ve geometrik özellikler gibi öğrenme açısından daha anlamlı özniteliklere odaklanması amaçlanmıştır. Bu yaklaşım, renk bilgisinden kaynaklanan gereksiz varyasyonların öğrenme sürecine olası olumsuz etkilerini azaltmak amacıyla tercih edilmiştir (Gonzalez ve Woods, 2008; LeCun vd., 2015; Goodfellow vd., 2016).

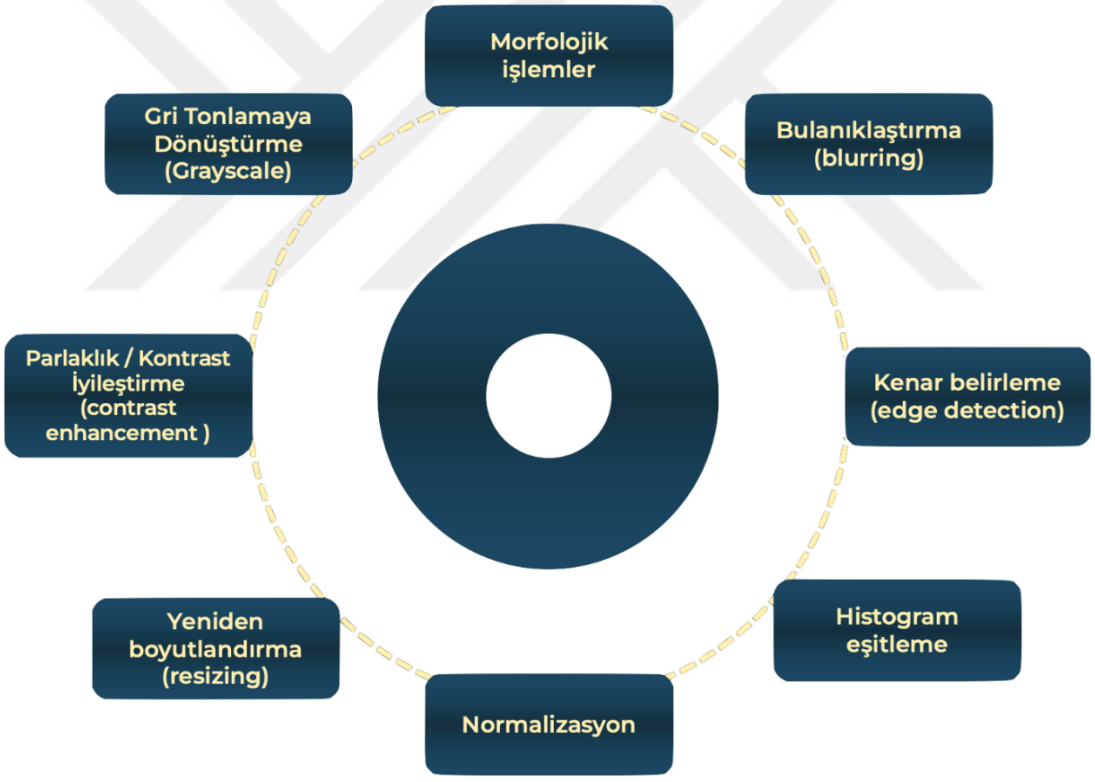
Şekil 4.4.'te görüntü ön işleme adımları verilmiştir. Bu kapsamda kullanılan yöntemlerden biri olan gri tonlamaya dönüştürme (grayscale), renkli görüntülerin tek kanallı yoğunluk değerlerine indirgenmesini ifade etmekte olup, renk bilgisinden bağımsız olarak doku, kenar ve yapısal özelliklerin daha belirgin hale gelmesini sağlamaktadır. Yeniden boyutlandırma (resizing) işlemi, farklı çözünürlüklere sahip görüntülerin ortak bir boyuta getirilmesini amaçlayarak model girdilerinde tutarlılık sağlamaktadır.

Parlaklık ve kontrast iyileştirme (contrast enhancement), görüntüdeki aydınlatma farklılıklarını dengeleyerek düşük kontrastlı bölgelerin daha ayırt edilebilir hale gelmesine

katkı sunmaktadır. Histogram eşitleme, piksel yoğunluk dağılımını düzenleyerek görüntünün genel kontrast seviyesini artırmayı hedeflemektedir.

Bulanıklaştırma (blurring) işlemleri, yüksek frekanslı gürültüyü bastırmak amacıyla uygulanırken, kenar belirleme (edge detection) yöntemleri nesnelerin sınırlarını vurgulayarak yapısal geçişlerin ortaya çıkarılmasını sağlar.

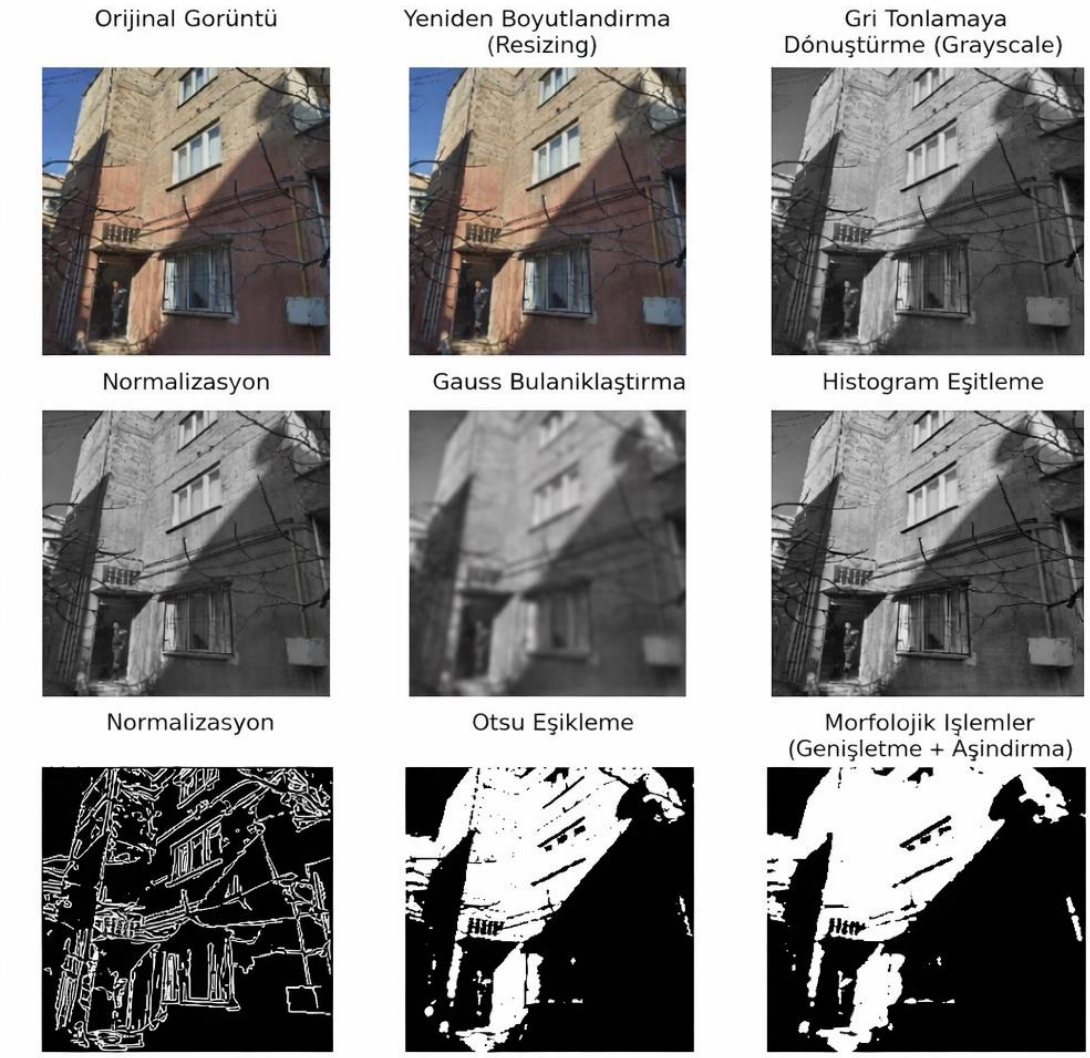
Morfolojik işlemler ise, özellikle ikili veya gri seviye görüntüler üzerinde genişletme ve aşındırma gibi temel operatörler aracılığıyla şekil temelli yapısal bilgilerin güçlendirilmesini amaçlamaktadır. Normalizasyon adımı, piksel değerlerinin belirli bir aralığa ölçeklenmesi yoluyla sayısal kararlılık sağlayarak modelin öğrenme sürecini daha dengeli hale getirmektedir.



Şekil 4.4. Görüntü ön işleme adımları

Yukarıda açıklanan görüntü ön işleme yöntemlerinin görsel karşılıklarının daha somut biçimde ortaya konulabilmesi amacıyla, örnek bir bina cephe görüntüsü üzerinde farklı ön işleme adımlarının uygulanmasıyla elde edilen çıktılar Şekil 4.5.'te sunulmuştur.

Şekilde, orijinal görüntünün yanı sıra gri tonlamaya dönüştürme ve yeniden boyutlandırma başta olmak üzere, farklı ön işleme tekniklerinin görüntü üzerindeki etkileri karşılaştırmalı olarak gösterilmektedir. Bu görsel örnekler, her bir yöntemin görüntünün yapısal içeriğini nasıl dönüştürdüğünü ve hangi tür bilgileri ön plana çıkardığını ortaya koyarak, görüntü ön işleme kavramlarının daha anlaşılır hale gelmesine katkı sağlamaktadır.



Şekil 4.5. Görüntü ön işleme uygulanmış görseller

Veri setinde yer alan görüntüler, farklı çekim koşulları ve kaynaklardan elde edilmeleri nedeniyle çözünürlük ve boyut açısından tutarsızlıklar göstermektedir. Derin öğrenme tabanlı modellerde giriş verilerinin boyutsal olarak tutarlı olması, öğrenme sürecinin kararlılığı açısından önem taşımaktadır (Goodfellow vd., 2016). Bu nedenle, veri setinde yer alan görsellerin büyük bir kısmında en az bir boyutun 750 piksel (px) veya üzerinde olduğu gözlemlenmiş ve tüm görüntüler 750 × 750 px boyutlarına yeniden

ölçeklendirilmiştir. Bu ölçek, görsel bozulmayı minimize ederken boyutsal tutarlılığı sağlaması nedeniyle tercih edilmiştir.

Şekil 4.6'da veri setinde yer alan ve farklı çözünürlük ile yönelimlere sahip örnek bina cephe görüntüleri sunulmuştur. Bu örnekler, veri setindeki çözünürlük çeşitliliğini ve ölçeklendirme gereksinimini göstermek amacıyla seçilmiştir.



(a) 1000 x750 px (b) 1024 x 768 px (c) 1000 x 750 px

(d) 1024 x 1024 px (e) 750 x 1000 px (f) 768 x 1024 px

Şekil 4.6. Veri setinde yer alan ve farklı çözünürlük ile yönelimlere sahip örnek bina cephe görüntüleri

Tüm ön işleme adımları Python ortamında Pillow kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Pillow; görsellerin açılması, yeniden boyutlandırılması, gri tonlamaya dönüştürülmesi, kırpılması ve kaydedilmesi gibi temel görüntü işleme işlemlerinde kullanılmıştır (Pillow Contributors, 2023). Bu sayede veri setinde yer alan tüm görsellerin biçimsel tutarlılığı sağlanmış ve model girişleri standart hâle getirilmiştir. Elde edilen görüntü boyutları, ANN mimarisi için uygun olmakla birlikte, ResNet tabanlı CNN mimarilerinde kullanılan standart giriş boyutlarıyla uyumlu değildir. Bu nedenle CNN mimarisi ile analiz edilmeden önce ANN için kullanılmış olan aynı bağımsız test verisi görüntüleri 224 × 224 px boyutlarına yeniden ölçeklendirilmiştir.

ResNet-50 ve benzeri ImageNet tabanlı mimarilerde 224 × 224 piksel çözünürlük, önceden eğitilmiş ağ ağırlıklarıyla mimari uyumun korunması ve hesaplama maliyeti ile görsel ayrıntı düzeyi arasında dengeli bir yapı sunması nedeniyle standart giriş boyutu olarak yaygın biçimde kullanılmaktadır (He vd., 2016; Kornblith vd., 2019). Modelin genelleme kabiliyetini artırmak amacıyla veri artırma süreci uygulanmıştır. Bu kapsamda, görseller üzerinde rastgele döndürme, parlaklık ve kontrast değişimleri, kırpma ve yatay yansıtma işlemleri gerçekleştirilmiştir (Krizhevsky vd., 2012; Shorten ve Khoshgoftaar, 2019). Uygulanan bu dönüşümler, modelin farklı kamera açıları ve çevresel koşullar altında da benzer yapısal özellikleri tanıyabilmesine olanak sağlamıştır.

Şekil 4.7'de sırasıyla ham görsel, görüntü ön işleme uygulanmış görsel ve veri artırma ile elde edilmiş örnek görsel sunulmuştur. Bu görseller, uygulanan ön işleme ve veri artırma adımlarının veri üzerindeki etkisini görsel olarak ortaya koymaktadır.



(a) Ham görsel

(b) Görüntü ön işleme uygulanmış görsel

(c) Veri arttırma ile üretilmiş görsel

Şekil 4.7. Gerçek sahadan alınmış görsel ve veri arttırma uygulanmış sentetik görsel

Bu süreç, ham verilerin yapısal olarak standart hale getirilmesini sağlayarak modelin eğitim aşamasında daha kararlı ve dengeli bir şekilde öğrenmesine olanak tanımıştır. Ayrıca, verilerin önceden işlenmiş ve normalize edilmiş olması, ağın öğrenme süresini kısaltmış ve doğruluk oranını artırmıştır. Sonuç olarak, ön işleme aşamasında elde edilen bu standartlaştırılmış görseller, bir sonraki adımda derin öğrenme modeline girdi olarak verilmiş ve eğitim süreci başlatılmıştır.

4.3. Etiketleme Süreci

Veri setinde yer alan görseller, mühendislik temelli görsel kriterlere göre manuel olarak etiketlenmiştir. Etiketleme sürecinde her bir bina, yapısal davranış açısından kritik öneme sahip çeşitli özellikler temelinde değerlendirilmiştir. Bu kapsamda, her bir görsel aşağıdaki yapısal parametreler doğrultusunda incelenmiştir: yumuşak/zayıf kat varlığı, çıkma durumu, kısa kolon varlığı, düşey düzensizlik, yapı nizamı, kat sayısı ve görünen inşaat kalitesi. Bu parametrelerin seçimi, hem deprem mühendisliği literatüründe yer alan kırılganlık göstergeleri hem de saha gözlemlerine dayalı mühendislik deneyimleri esas alınarak yapılmıştır.

Etiketleme işlemi, uzman görüşleri ve mühendislik gözlemleri esas alınarak gerçekleştirilmiştir. Görsellerin doğrudan saha koşullarını yansıtması nedeniyle değerlendirme sürecinde yalnızca cepheden gözlemlenebilen yapısal özellikler dikkate alınmıştır. Bu süreçte, yapıların mimari cephe düzeni, taşıyıcı sistem davranışını yansıtan elemanlar ile zemin kat–üst kat oranları analiz edilmiştir.

Yumuşak/ zayıf kat (soft/ weak story) sınıflandırmasında, zemin kat yüksekliğinin üst katlara kıyasla belirgin biçimde fazla olması veya zemin katta dükkân açıklıklarının bulunması temel ölçütler olarak kabul edilmiştir. Şekil 4.8.'de yumuşak/zayıf kat düzensizliğine sahip bir yapı örneği sunulmuştur. Sunulan görseller, web kazıyıcı ile e-devlet platformundan elde edilen bina cephe görüntüleri arasından seçilmiş olup Şekil 4.8.'de sunulan üç görselin tamamı yumuşak kat- zayıf kat örneği niteliğindedir.



Şekil 4.8. Yumuşak kat- zayıf kat örnekleri

Çıkma (overhang) düzensizliği, üst katların alt katlara göre yatay doğrultuda dışa taşması sonucu bina kütlesinde plan düzleminde çıkıntılı bir geometrik düzensizlik oluşturması olarak tanımlanmıştır.

Bu tür çıkmalar, taşıyıcı sistemde düşey doğrultuda sürekliliğin bozulmasına neden olmakta ve dolayısıyla moment ve kesme kuvveti aktarımında ani değişimlere neden olabilmektedir. Özellikle deprem etkisi altında bu durum, bina davranışında burulma düzensizlik ve yerel gerilme yoğunlaşmalarına yol açabileceğinden, yapısal performans açısından önemli bir zayıflık göstergesi olarak değerlendirilmiştir.

Görsel tabanlı değerlendirmelerde, çıkma durumu cephe görüntüsü üzerinden kat hizaları ve bina dış hatları incelenerek belirlenmiştir. Üst kat döşemelerinin alt kat sınırlarını belirgin biçimde aştığı, yani cephe düzleminden taşarak yatayda dışarı uzandığı durumlar "çıkmalı yapı" olarak sınıflandırılmıştır. Aksine, tüm katların cephe sınırlarının aynı doğrultuda hizalandığı yapılar "çıkmasız" olarak değerlendirilmiştir.

Çıkmanın yalnızca bir cephede yer alması durumunda bile bina kütlesinin simetrisinin bozulduğu varsayılmış ve bu durum yapısal düzensizlik potansiyeli açısından dikkate alınmıştır. Şekil 4.9.'da (a) çıkma bulunan bina ve (b) çıkma bulunmayan bina örnekleri sunularak karşılaştırmalı bir değerlendirme yapılmıştır. Görseller daha anlaşılabilir olması adına renklendirilmiştir. Ancak model eğitiminde kullanılan veri seti gri tonlamaya dönüştürülmüş ve 750 x 750 px boyutlarında yeniden boyutlandırılmış hali ile eğitim tamamlanmıştır.



(a) Çıkma bulunan bina



(b) Çıkma bulunmayan bina

Şekil 4.9. Çıkma bulunan ve bulunmayan bina karşılaştırması

Şekil 4.9.'da yer alan binalar çıkma açısından değerlendirildiğinde, Şekil 4.9. (b)'de katlar arasında herhangi bir yatay taşma veya cephe hizasında sapma görülmemektedir; tüm katlar aynı düşey doğrultuda hizalanmış olup yapı çıkmasız bir cephe düzenine sahip olduğunu göstermektedir. Buna karşılık, Şekil 4.9. (a)'daki yapıda üst katın alt kata göre

belirgin biçimde dışa taşarak cephe düzleminden ileri uzandığı gözlenmektedir. Bu durum, yapının çıkmalı bir geometriye sahip olduğunu ve kütle dağılımında düşey sürekliliğin bozulduğunu göstermektedir. Dolayısıyla birinci yapı (a) çıkmalı yapı, ikinci yapı (b) ise çıkmasız yapı tipinde değerlendirilmiştir.

Kısa kolon (captive column), taşıyıcı sistem elemanının serbest yüksekliğinin, komşu elemanlar veya mimari bileşenler (örneğin pencere parapetleri, dolu duvarlar veya kısmi dolgu duvarlar) tarafından kısmen kısıtlanması sonucu, aynı katta bulunan diğer kolonlara kıyasla daha kısa serbest açıklığa sahip olması durumudur. Bu tür kısıtlamalar, kolonun deprem etkisi altında daha yüksek kesme kuvvetleri taşımasına neden olmakta ve dolayısıyla kolonun ani kesme kırılması riski artmaktadır. Özellikle pencere altı duvarları, yarım duvarlar veya dolgu duvarlardaki farklı yükseklikler, kısa kolon oluşumunun başlıca nedenlerindendir.

Bu çalışmada, görsel tabanlı değerlendirmelerde kısa kolon oluşumu, cephe görüntülerinde pencere altı duvar yükseklikleri, dolu-boş oranları ve kolon kenar hizaları incelenerek belirlenmiştir. Alt ve üst katlar arasında pencere veya dolgu yüksekliği açısından belirgin fark bulunan ya da kolonların bir kısmının duvar veya parapetlerle kısmen kapatıldığı durumlar “kısa kolon etkisi” olarak değerlendirilmiştir. Bu tür düzensizlikler, yapının deprem davranışında lokal zayıflık yaratabileceğinden, yapısal risk göstergesi olarak dikkate alınmıştır. Şekil 4.10.’da kısa kolon durumuna ilişkin örnek görseller sunulmaktadır. Şekil 4.10 (a) kısa kolon bulunmayan görsel, Şekil 4.10 (b) ve Şekil 4.10 (c) görseli ise kısa kolon bulunan görseller olarak sunulmuştur.



(a) Kısa kolon bulunmayan görsel (b) Kısa kolon bulunan görsel (c) Kısa kolon bulunan görsel

Şekil 4.10. Kısa kolon varlığı üzerine karşılaştırma görseli

İki yapı kısa kolon açısından incelendiğinde, ilk görselde yer alan yapının (Şekil 4.10. (b)) cephe düzeninde kolon serbest yüksekliğini belirgin biçimde kısıtlayan bir mimari unsur bulunmadığı görülmektedir. Dolayısıyla genel anlamda kısa kolon etkisinin gözlenmediği belirlenmiştir. Her ne kadar giriş kapısı üzerindeki küçük çıkıntı altında yerel düzeyde kısmi kısıtlanma ihtimali bulunsa da bu durum yapının genel taşıyıcı davranışını etkileyecek ölçüde değildir.

Buna karşılık, ikinci görseldeki yapıda (Şekil 4.10. (b)) balkon hizasında yer alan dolu parapet duvarlarının kolonların serbest yüksekliğini azalttığı, bu nedenle alt kısımlarının kısmen duvarla kapatıldığı görülmektedir. Bu tür kısıtlamalar, deprem etkisi altında kolonlarda yüksek kesme kuvvetlerinin oluşmasına neden olarak kısa kolon davranışını tetikleyebilir.

Üçüncü görselde yer alan yapıda (Şekil 4.10. (c))ise zemin katta pencere alt kotuna kadar yükselen dolu duvar elemanlarının kolonların alt bölümlerini kısmen sınırlandırdığı görülmektedir. Açıklık üst kotu ile döşeme alt kotu arasındaki mesafenin sınırlı olması, kolonun serbest deformasyon boyunu azaltmakta ve alt kesitte rijitlik artışına yol açmaktadır. Bu durum, özellikle deprem etkisi altında kolonun alt kısmında kesme taleplerinin yoğunlaşmasına neden olabilecek bir kısa kolon davranışı potansiyeli oluşturmaktadır. Dolayısıyla üçüncü yapı da ikinci yapıya benzer biçimde, cephe düzeninden kaynaklanan kısmi kısa kolon riski taşıyan bir örnek olarak değerlendirilmektedir.

Sonuç olarak ilk yapı kısa kolon etkisi bakımından daha düzenli bir cephe karakteri sergilerken, ikinci ve üçüncü yapılar kolon serbest yüksekliğini azaltan mimari kısıtlamalar nedeniyle kısa kolon davranışı açısından riskli örnekler olarak değerlendirilmektedir.

Düşey düzensizlik (vertical irregularity), yapı yüksekliği boyunca katların rijitlik veya kütle dağılımında belirgin değişimlerin meydana gelmesi durumudur. Bu tür düzensizlikler genellikle alt katlarda yumuşak veya zayıf kat oluşumu, çıkmalar, farklı kat yükseklikleri ya da taşıyıcı eleman süreksizlikleri nedeniyle ortaya çıkar. Düşey yönde rijitlik farkı bulunan yapılarda, deprem etkisi altında yüklerin katlar arasında orantısız şekilde dağılması sonucu yerel hasarlar veya göçme mekanizmaları oluşabilir. Bu çalışmada, cephe görüntülerinde kat yüksekliği, kolon kalınlığı veya doluluk-boşluk oranındaki belirgin

farklılıklar gözlemlendiğinde yapı düşey düzensiz olarak sınıflandırılmıştır. Şekil 4.11.'de düşey düzensizlik örneği sunulmuştur.



Şekil 4.11. Düşey düzensizlik örneği

Yapı nizamı, binaların parsel içindeki konumlanma biçimlerine göre bitişik nizam, ayrık nizam ve köşede bitişik nizam olmak üzere üç sınıfta değerlendirilmiştir. Bitişik nizam yapılar, cephelerinin bir veya birden fazla yanında komşu binalarla doğrudan temas eden ve genellikle ortak duvar paylaşan yapılardır. Ayrık nizam yapılar ise çevresi açık, diğer binalarla fiziksel teması bulunmayan bağımsız bina tipleridir. Köşede bitişik nizam yapılar, yalnızca bir cephesi komşu bina ile bitişik olup diğer cepheleri açık olan yapılardır. Bu sınıflandırma, yapıların deprem davranışını etkileyen plan asimetrisi, komşu bina çarpışma riski (pounding effect) ve yanal deformasyon sınırları açısından önem taşımaktadır. Görsel değerlendirmelerde nizam durumu, bina cephelerinin çevre yapılarla olan fiziksel temasına ve aralık durumuna göre belirlenmiştir. Şekil 4.12.'de yapının nizam durumları verilmiştir. (a) ayrık nizam, (b) bitişik nizam, (c) köşede bitişik nizam durumunu göstermektedir.



(a) Ayrık Nizam



(b) Bitişik Nizam



(c) Köşede Bitişik Nizam

Şekil 4.12. Yapıların nizam durumu

Kat sayısı, cephe görüntüsü üzerinden tahmini olarak belirlenmiş ve modelin sınıflandırma sürecinde bağımsız bir girdi değişkeni olarak kullanılmıştır. Bu kapsamda kat

sayıları sınıfı; 1 katlı, 2 katlı, 3 katlı, 4 ve üzeri katlı yapılar olmak üzere dört başlık altında etiketlenmiştir. Kat sayısı sınıflandırmasına ilişkin örnek görseller Şekil 4.13.'de sunulmuştur. Kat sayısı parametresi, bina cephe görüntülerinden görsel inceleme yoluyla elde edilmiştir. Değerlendirme sürecinde yalnızca fotoğrafta açık biçimde görülebilen katlar esas alınmıştır. Cephe görüntüsünün kısmen kadraja girdiği veya üst katların tamamının görünmediği durumlarda ise, etiketleme işlemi yalnızca görüntüde seçilebilen kat sayısına göre gerçekleştirilmiştir.



(a) 1 Katlı (b) 2 Katlı (c) 3 Katlı (d) 4 Katlı

Şekil 4.13. Kat sayısı

Son olarak, görünür inşaat kalitesi, yapı cephelerinde gözlemlenebilen malzeme bütünlüğü, işçilik kalitesi, yüzey düzgünlüğü ve bakım durumu gibi görsel unsurların bütüncül değerlendirilmesiyle belirlenmiştir. Bu kriter, yapıların mühendislik hizmeti alma düzeyini ve yapısal elemanların dıştan gözlemlenebilen kondisyonunu dolaylı biçimde yansıtmaktadır. Değerlendirme sırasında yalnızca estetik unsurlar değil, beton yüzey kalitesi, kaplama ve sıva bütünlüğü, çatlak oluşumu, donatı korozyonu belirtileri, düşeyde süreksizlikler ve cephe deformasyonları da dikkate alınmıştır. Bu çalışmada, her yapı "İyi", "Orta" ve "Kötü" olmak üzere üç sınıfta değerlendirilmiştir:

İyi (High Quality): Cephe kaplama veya sıva tabakası bütün, yüzey düzgün, çatlak veya ayrışma izleri bulunmamakta; betonarme elemanlarda pas payı kaybı veya donatı izleri gözlenmemekte; pencere ve kat hizaları düzgün, yapıda genel bakım düzeyi yüksek görünmektedir.

Orta (Moderate Quality): Cephe yüzeyinde yer yer sıva dökülmeleri, ince yüzey çatlakları veya renk bozulmaları görülmekte; ancak taşıyıcı elemanlarda ciddi deformasyon, ayrışma ya da donatı korozyonu bulunmamaktadır. Yapı genel olarak bakımsız görünmekle birlikte, yapısal risk göstergesi olabilecek ciddi hasar belirtileri mevcut değildir.

Kötü (Low Quality): Betonarme elemanlarda ayrışma, pas payı kaybı, korozyon izleri veya ciddi yüzey çatlakları gözlenmekte; sıva ve kaplama tabakaları yer yer dökülmüş durumdadır. Cephe boyunca düzensiz yüzeyler, deformasyonlar veya yapısal elemanların yerel hasar izleri belirgindir. Bu tür yapılar, düşük mühendislik kalitesi ve artmış yapısal risk potansiyeli taşıyan örnekler olarak değerlendirilmiştir.

Bu görsel sınıflandırmalar yapılırken deprem riski açısından temel referans olarak, Çizelge 4.2'de sunulan Mercalli Şiddet Ölçeği (Modified Mercalli Intensity- MMI) kullanılmıştır. Bu ölçek, deprem etkilerinin yapılar üzerindeki gözlemlenebilir fiziksel sonuçlarına dayalı olarak yapıların hasar potansiyelini değerlendirmek amacıyla etiketleme sürecinde baz alınmıştır.

MMI ölçeği, bir depremin neden olduğu yerel etkileri ve gözlemlenen hasar düzeylerini esas alarak, I (hissedilebilir) ile XII (tam yıkım) arasında derecelendirilen niteliksel bir şiddet ölçüm sistemidir (USGS, 2023). Çalışma kapsamında, bu ölçek doğrultusunda yapılan sınıflandırmada, yapısal hasar potansiyeli dikkate alınarak şu şekilde üçlü bir kategori oluşturulmuştur.

MMI 1-5 arası: Depremin hissedildiği ama zarar vermediği, belirgin bir hasara yol açmadığı yer hareketlerini temsil etmekte olup iyi kategorisinde değerlendirilmiştir.

MMI 6 ve MMI 7: Binalarda hafif ila orta düzeyde yapısal olmayan veya sınırlı yapısal hasarlara neden olabilecek düzeyde sarsıntıları temsil etmekte olup orta kategoriye dahil edilmiştir.

MMI 8 – 11 arası: Taşıyıcı sistem hasarının muhtemel olduğu, kısmi ya da tam göçme riski taşıyan yüksek şiddetli etkiler bu aralıkta yer almakta olup kötü olarak sınıflandırılıyor.

Bu üçlü sınıflandırma yaklaşımı ile Mercalli ölçeğinin nitel karaktere sahip verileri, yapay zekâ tabanlı sınıflandırma modelinde kullanılabilecek anlamlı bir yapıya dönüştürülmüştür. Böylece deprem şiddeti ile yapısal risk düzeyleri arasındaki ilişkinin daha sistematik biçimde analiz edilmesi mümkün kılınmıştır.

Bu kapsamda bina üzerinde herhangi bir bozunma, çatlama veya yıkım izine rastlanmadıysa iyi; sıva çatlakları, sıva bozunması veya renk değişimleri mevcut ise orta;

taşıyıcı sisteminde meydana gelen yıkımlar, kesme çatlakları veya ileri düzey hasar belirtileri ise kötü sınıfına dahil edilmiştir.

Çizelge 4.2. Mercalli Şiddet Ölçeği

Mercalli Derecesi	**Tanım**	**Sınıf**
I	Hissedilemez (hasar yok)	İyi
II	Bazı kişilerce hissedilir (hasar yok)	İyi
III	Sallanma hissedilir (hasar yok)	İyi
IV	Cam eşyalar sallanır (hasar yok)	İyi
V	Küçük objeler devrilir	İyi
VI	Duvar çatlakları	Orta
VII	Sıva dökülmeleri	Orta
VIII	Ciddi duvar çatlakları	Kötü
IX	Kısmi çökme	Kötü
X	Tam çökme	Kötü
XI	Yüzey kırılmaları	Kötü

Bu sınıflandırma, görsel veriler üzerinden yapısal kalitenin ön belirlenmesine olanak sağlamış; aynı zamanda derin öğrenme modelinin yapı kalitesiyle ilişkili morfolojik özellikleri öğrenebilmesi için referans etiket olarak kullanılmıştır. Şekil 4.14'te (a) iyi, (b) orta, (c) kötü görünen inşaat kalitesi olarak verilmiştir. Şekilde sunulan görseller daha açıklanabilir ve anlaşılabilir olması adına renkli ham görseller kullanılmıştır. Ancak eğitim aşamasında gri tonlamaya dönüştürülmüş ve yeniden boyutlandırma yapılmış olan veri seti kullanılmıştır.



(a) iyi (b) orta (c) kötü

Şekil 4.14. Görünen inşaat kalitesi

Çizelge 4.3.'de sınıfların etiketleri verilmiştir. Etiketleme süreci boyunca, aynı binaya ait birden fazla görselin bulunması durumunda, her bir fotoğraf ayrı ayrı değerlendirilmiş; kararsız durumlarda birden fazla gözlemci (inşaat mühendisleri) tarafından görüş birliği sağlanarak nihai etiket kararı verilmiştir. Bu yaklaşım, subjektif etiketleme hatalarını azaltmak ve veri setinin güvenilirliğini artırmak amacıyla uygulanmıştır. Ayrıca, etiketleme sürecinin tekrarlanabilirliğini sağlamak için her bir görsele ait kimlik numarası (ID), sınıf etiketi ve açıklama notu ayrı bir veri tabanında kaydedilmiştir.

Sonuç olarak, bu aşamada oluşturulan etiketli veri seti, hem mühendislik temelli bir değerlendirme mantığına sahip olması hem de derin öğrenme modelinin eğitimi için uygun biçimde yapılandırılmış olması açısından çalışmanın temel bileşenlerinden birini oluşturmuştur.

Çizelge 4.3. Yapısal özellikler, etiketler ve değerlendirme kriterleri

Yapısal Özellik	**Etiket Değerleri**	**Değerlendirme Kriteri**
Yumuşak Kat	Var / Yok	Zemin kat yüksekliği ve açıklık oranı
Çıkma	Var / Yok	Üst katların alt katlara göre taşması
Kısa Kolon	Var / Yok	Pencere/parapet aralıklarından kaynaklı kattaki kolonların boy farklılığı
Düşey Düzensizlik	Var / Yok	Katlar arası rijitlik farkı
Yapı Nizamı	Bitişik / Ayrık	Bina komşuluğu durumu
Kat Sayısı	1 katlı, 2 katlı, 3 katlı, 4 ve üzeri katlar	Kat sayısını göz ile analiz
İnşaat Kalitesi	İyi / Orta / Kötü	Görsel yüzey ve hizalama analizi

4.4. Modelin Oluşturulması ve Eğitimi

Bu çalışmada, bina cephe görsellerinden hızlı ve otomatik bina risk değerlendirmesi gerçekleştirmek amacıyla iki aşamalı bir modelleme yaklaşımı izlenmiştir. İlk aşamada, Python tabanlı açık kaynaklı bir veri madenciliği ve makine öğrenmesi platformu olan Orange Data Mining yazılımı kullanılarak, temel düzeyde bir Yapay Sinir Ağı (Artificial Neural Network – ANN) modeli uygulanmıştır. Bu model, cephe görsellerinden manuel olarak çıkarılan sınırlı sayıda öznitelik (örneğin dükkân varlığı, kat

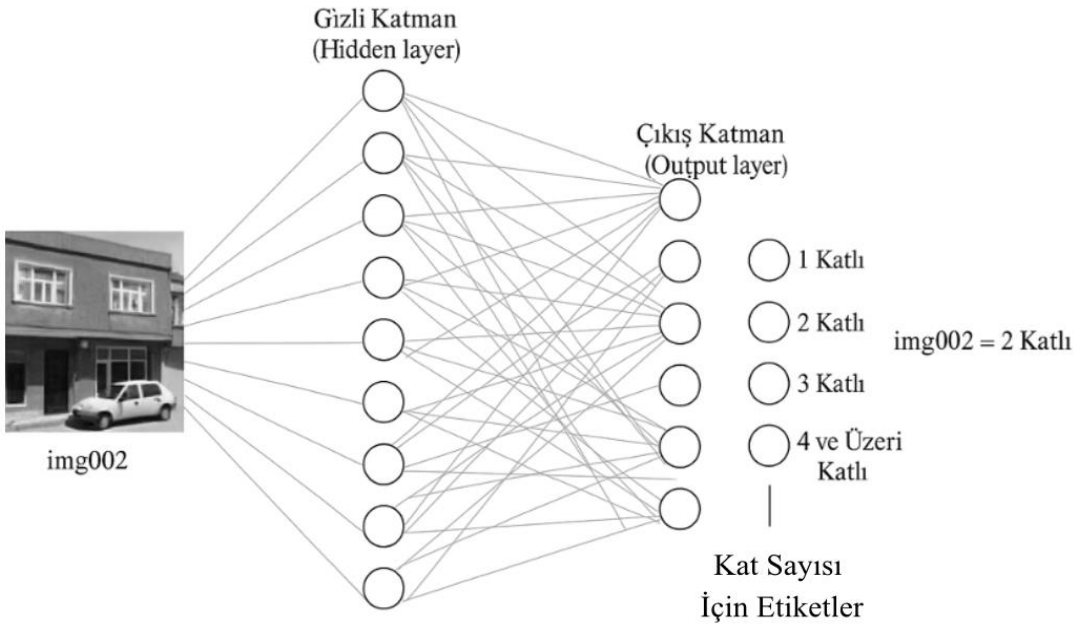
sayısı, nizam durumu vb.) üzerinden bina sınıflandırması yapmayı amaçlamıştır. İkinci aşamada ise, görsellerden otomatik olarak derin özellik çıkarımı yapılabilmesi için evrişimli sinir ağı (Convolutional Neural Network – CNN) tabanlı bir yaklaşım geliştirilmiştir. CNN modeli, ham piksel verisi üzerinden doğrudan öğrenme gerçekleştirerek, yapısal düzensizlikleri ve inşaat kalitesi göstergelerini daha yüksek doğrulukla tespit etmiştir. Böylece, Orange Data Mining ile gerçekleştirilen ön modelleme süreci, derin öğrenme tabanlı CNN yaklaşımının performansını değerlendirmek ve karşılaştırmak amacıyla referans olarak kullanılmıştır.

Model, görsellerin temsil ettiği sınıflara (örneğin ‘dükkân var/yok’) göre karar verecek şekilde yapılandırılmış ve Orange Data Mining arayüzü üzerinden modellenmiştir. Kurgulanan yapay sinir ağı, tek gizli katmanlı bir mimariye sahip olup, bu katmanda 700 adet nöron tanımlanmıştır. Aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU (Rectified Linear Unit) tercih edilmiştir. Bu sayede doğrusal olmayan örüntülerin daha etkin biçimde öğrenilmesi sağlanmıştır. Modelin eğitim sürecinde, parametre optimizasyonu için Adam algoritması kullanılmış; aşırı öğrenmenin önüne geçebilmek ve modelin genelleme kabiliyetini artırmak amacıyla 0.0001 değerinde L2 regularizasyon katsayısı uygulanmıştır. Model, maksimum 2000 iterasyon boyunca eğitilmiş olup, deneylerin tekrarlanabilirliğini sağlamak amacıyla tekrarlanabilir eğitim (replicable training) özelliği aktif edilmiştir.

Şekil 4.15., görüntü işleme temelli bir yapay sinir ağı (YSA) modelinin temel mimarisini göstermektedir. Model, üç ana katmandan oluşmaktadır: giriş katmanı (input layer), gizli katman (hidden layer) ve çıkış katmanı (output layer). Giriş katmanı, modele verilen ham veriyi temsil eder; bu örnekte "img002 = 2 Katlı" ifadesinden yola çıkarak, giriş verisinin 750 x 750 boyutlarında 2 katlı bir binanın görüntüsü olduğu anlaşılmaktadır. Bu görsel, piksel değerleri şeklinde modele aktarılır ve sinir ağı bu veriyi işleyerek anlamlı özellikler çıkarmaya çalışır.

Gizli katman (hidden layer), modelin öğrenme kapasitesini belirleyen ve görüntüdeki karmaşık örüntüleri (pattern) tanımaya yarayan ara katmandır. Her bir nöron, giriş verisini ağırlıklar ve aktivasyon fonksiyonları aracılığıyla işler. Bu katman sayesinde sinir ağı, örneğin binanın kaç katlı olduğunu, çıkma (overhang) olup olmadığını veya yumuşak kat (soft story) gibi yapısal özellikleri öğrenebilir. Bu model için kullanılan gizli katman 700 nöronludur ve reLu aktivasyon fonksiyonunu kullanır.

Çıkış katmanı (output layer), modelin son kararını ürettiği katmandır. Bu katmandaki nöron sayısı, problemin türüne göre değişir. Örneğin, sadece kat sayısını sınıflandırmak isteniyorsa çıkış katmanı tek nöronlu olabilir; çoklu yapı özellikleri tespit ediliyorsa birden fazla nöron kullanılabilir. Bu örnekte "2 Katlı" ifadesi, modelin hedef çıktısıdır ve model, bu bilgiyi tahmin etmek üzere eğitilmektedir.



Şekil 4.15. Modelin eğitim şeması

Düşük ve orta katlı betonarme binaların yapısal kapasitesi ve sismik hassasiyetleri, özellikle kat sayısı ve yanal rijitlik özelliklerinden büyük ölçüde etkilenmektedir (Akkar vd., 2005). Sunulan görselde yer alan yapay sinir ağı, bina görsellerinden yapısal özellikleri otomatik olarak öğrenip sınıflandırmak amacıyla oluşturulmuş temel bir mimariyi temsil etmektedir. Bu yaklaşım, görüntü tabanlı bina risk değerlendirmesi, risk analizi ve hasar tespiti gibi çeşitli mühendislik uygulamalarında kullanılabilecek bir çerçeve sunmaktadır.

Bu kapsamda kullanılan Orange Data Mining platformu, Python tabanlı altyapısı sayesinde kullanıcı dostu bir görsel arayüzle hızlı prototipleme olanağı sağlamakta; aynı zamanda Python üzerinden gelişmiş özelleştirmelere de imkân tanımaktadır. Elde edilen model çıktıları, sınıflandırma doğruluğunun temel düzeyde değerlendirilmesini mümkün kılmış ve ANN mimarisinin, özellikle görsel veri kümeleri üzerinde hızlı deneme

yapılmasına ve farklı sınıflandırma senaryolarının test edilmesine olanak tanıyan uygulanabilir bir mühendislik aracı olduğunu ortaya koymuştur.

Çalışma kapsamında uygulanan ANN modeli; kat sayısı, kısa kolon varlığı, düşey düzensizlik, çıkma, yumuşak/zayıf kat varlığı, nizam durumu ve görünen inşaat kalitesi gibi yapısal özelliklerin sınıflandırılması amacıyla her bir özellik için ayrı ayrı kurulmuş ve elde edilen sınıflandırma doğruluk oranları karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir.

Bu sayede, görsel veri analizi ile yapay sinir ağı tabanlı sınıflandırma yaklaşımının, bina cephelerinden elde edilen mimari ve yapısal özelliklerin hızlı, otomatik ve sistematik biçimde değerlendirilmesine imkân tanıdığı ortaya konmuştur. Modelin sınıflandırma başarımını artırmak ve aşırı öğrenme riskini azaltmak amacıyla, veri artırma (data augmentation) tekniklerinden yatay çevirme (horizontal flipping) ve yakınlaştırma (zooming) işlemleri kullanılmıştır. Aşırı öğrenme, modelin eğitim verisini aşırı ezberlemesi ve dolayısıyla daha önce görmediği test verilerinde düşük performans sergilemesi durumudur. Bu durumu önlemek adına, veri artırma uygulamalarına ek olarak, seyreltme (dropout) katmanları eklenmiş ve erken durdurma (early stopping) stratejileri uygulanmıştır.

İlk aşamada Orange Data Mining platformu aracılığıyla geliştirilen ANN modeli, manuel öznitelik çıkarımı yoluyla bina cephelerinden elde edilen mimari ve yapısal göstergeler (örneğin kat sayısı, nizam durumu, dükkân varlığı vb.) üzerinden sınıflandırma gerçekleştirmiştir. Ancak deneysel sonuçlar, modelin görsel veri içindeki karmaşık yapısal düzensizlikleri ve küçük morfolojik varyasyonları yeterince yakalayamadığını ortaya koymuştur. Bu nedenle ikinci aşamada, söz konusu sınıflandırma görevini daha etkin biçimde gerçekleştirebilmek için derin öğrenme tabanlı bir mimari olan ResNet kullanılmıştır. ResNet50 mimarisi, katman derinliği arttıkça ortaya çıkan "vanishing gradient" gibi eğitim problemlerini "skip connection" adı verilen doğrudan bağlantılarla çözmektedir (Weraduwa, 2024).

Bu sayede, ham piksel verileri üzerinden otomatik özellik çıkarımı yapılabilmiş, görsel cephe verilerindeki yapısal düzensizlikler ve inşaat kalitesi gibi ince ayrımlar daha yüksek doğrulukla sınıflandırılabilmiştir. Model eğitimi sırasında veri artırma (data augmentation), düzenli öğrenme stratejileri ve erken durdurma (early stopping) gibi uygulamalar ile genelleme yeteneği artırılmıştır. Böylece, ANN tabanlı yaklaşımın sağladığı temel sonuçlar referans olarak alınmış ve ResNet tabanlı CNN mimarisi ile elde edilen

yüksek doğruluk oranları ile kıyaslamalı olarak değerlendirilmiştir. Resnet mimarisi katman ve öğrenme açısından farklılık göstermektedir. Bu çalışmada Resnet-50V2 mimarisi yani 50 katmanlı bir CNN mimarisi tercih edilmiştir. Resnet-50V2 seçilmesinin nedeni diğer yüksek katmanlı derin öğrenme mimarilerine kıyasla daha hızlı olmasıdır.

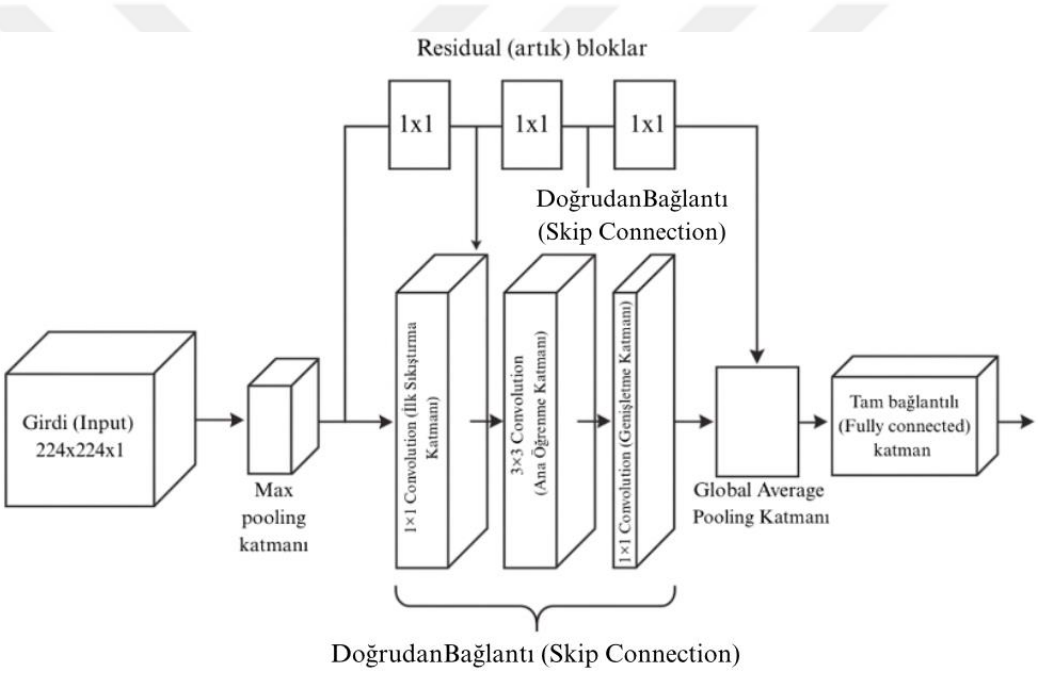
Çizelge 4.4'te ResNet mimarilerine ait çizelge verilmiştir. Bu çalışmada ResNet-50V2 mimarisinin seçilmesinin nedenini çizelgede verilmiş olan bilgilere göre rahatça kıyaslamak mümkündür. 18 ve 34 katmanlı Resnet mimarileri derin öğrenme bakımından bu çalışmada kullanılan veriler için yetersiz kalmakta; 101 ve 152 katmanlı olan mimariler ise oldukça yavaş kalmaktadır. Hem hız hem öğrenme doğruluğu dikkate alınmış ve ResNet50 mimarisinin pre-activation blok yapısına sahip geliştirilmiş sürümü olan ResNet50V2 tercih edilmiş olup, bu yapı sayesinde gürültülü saha görüntülerinde daha kararlı öğrenme ve daha yüksek genelleme performansı elde edilmiştir.

Çizelge 4.4. ResNet mimarileri

Model	**Blok Tipi**	**Derinlik**	**Hız**	**Doğruluk**	**Kullanım Alanı**
ResNet-18	Basic block	Az	Çok hızlı	Orta	Mobil cihazlar, gerçek zamanlı uygulamalar
ResNet-34	Basic block	Orta	Hızlı	Daha iyi	Daha büyük görüntü sınıflandırma
ResNet-50	Bottleneck block	Derin	Orta	Yüksek	Araştırma, mühendislik projeleri
ResNet-50V2	Pre-activation bottleneck	Derin	Orta	Yüksek-Çok Yüksek	Gürültülü veri setleri, görüntü tabanlı yapısal analiz, derin öğrenme araştırmaları
ResNet-101	Bottleneck	Daha derin	Yavaş	Çok yüksek	Tıbbi görüntü, nesne tespiti
ResNet-152	Bottleneck	Çok derin	En yavaş	En yüksek	Çok hassas görevler

Şekil 4.16., çalışmada kullanılan ResNet mimarisinin temel bileşenlerini ve bilgi akışını göstermektedir. ANN modeli için 750x750 piksel boyutlarında kullanılan veri seti, ResNet mimarisinin kendi sınırlılıkları dolayısı ile 224x224 piksel boyutlarında yeniden boyutlandırılmıştır. Burada kullanılan veri seti referans modelini şaşırtmamak amacıyla aynı olup yalnızca 750x750 piksel boyutundan 224x224 piksel boyutuna dönüştürülmüş ancak kalan tüm özellikler sabit tutulmuştur.

Model, genelde giriş katmanında 224×224×3 boyutlarındaki görselleri alacak şekilde tasarlanır. Ancak bu çalışmada, kullanılan cephe görselleri gri tonlamalı (grayscale) olduğu için giriş boyutu 224×224×1 olarak tanımlanmıştır. Burada 224×224 ifadesi, her bir bina cephesi görüntüsünün uzamsal çözünürlüğünü (yükseklik × genişlik, piksel cinsinden) göstermektedir. Son terim olan ×1, görüntünün yalnızca tek kanallı olduğunu ifade eder. Tek kanallı giriş, görsellerin renkli (RGB) değil, gri tonlamalı (grayscale) formatta olmasıyla ilgilidir. Bu boyutlandırma, modelin tek kanallı görselleri doğrudan işleyebilmesini sağlamıştır. İlk katmanda 7×7 boyutunda bir evrişim (convolution) işlemi uygulanmıştır. Ardından max pooling katmanı, uzamsal boyutları küçülterek daha derin katmanlarda hesaplama verimliliği sağlar.



Şekil 4.16. ResNet mimarisinin yapısal şeması

ResNet'in en önemli bileşeni olan residual (artık) bloklar, her biri 1×1, 3×3 ve 1×1 evrişim katmanlarından oluşur ve bu katmanlar arasında doğrudan bağlantı (skip connection) adı verilen kısa yollar yer alır. Bu bağlantılar, derin ağlarda görülen gradyan kaybolması (vanishing gradient) problemini önleyerek, bilgi akışının önceki katmanlardan sonraki katmanlara kayıpsız aktarılmasını sağlar. Böylece model, çok sayıda katmandan oluşmasına rağmen kararlı biçimde öğrenme yapabilir.

Artık blokların ardından, global average pooling katmanı yer almakta olup her filtre için ortalama değer hesaplayarak özellik haritalarını özetler. Son aşamada, tam bağlantılı (fully connected) katman aracılığıyla sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir ve çıktı (output) katmanında softmax aktivasyon fonksiyonu yardımıyla modelin nihai tahmini üretilir.

Bu yapı sayesinde ResNet, bina cephe görsellerinden çıkma, kısa kolon, yumuşak kat, düşey düzensizlik ve görünen inşaat kalitesi gibi yapısal göstergeleri derin özellik temsilleri aracılığıyla yüksek doğrulukla sınıflandırabilmektedir. Böylelikle ResNet mimarisi, klasik yapay sinir ağlarına kıyasla daha güçlü genelleme yeteneği ve daha derin öğrenme kapasitesi sunmaktadır.

Çizelge 4.5.'te ResNet katmanları ve katmanların işlevleri derlenmiştir. Girdi katmanı, görüntü ön işleme uygulanmış olan görseli alır. Ardından Max Pooling katmanı bu görüntüyü sadeleştirir. Burada sadeleştirmekten kasıt kendisi için gereken baskın karakterleri sıralar. Evrişim bloğuna (convolution block) ulaşıldığında ise görselin yapısal özelliklerini çıkartır; zemin, pencere düzeni, doku, çizgiler gibi.Artık bloklar ise Resnet ağının en önemli parçasıdır demek doğrudur.

Derin ağlarda oluşan kaybolan gradyan problemini çözmek için tasarlanmış özel bir evrişim bloğudur. Öğrenmeyi kolaylaştıran, aşırı öğrenmeyi azaltan, doğruluk ve hız arttıran bloklardır. Doğrudan bağlantı, bilgiyi sonraki katmana aktarımı sağlarken global average pooling katmanı tek bir vektöre görüntüyü özetlemektedir.

Çizelge 4.5. Katmanlar ve işlevleri

Katman	**Ne yapıyor?**
Girdi	Görüntü verisini alıyor
Max Pooling	Görüntüyü sadeleştiriyor
Evrişim Bloğu	İlk özellikleri çıkarıyor
Residual (Artık) Blok	Derin öğrenme stabilitesini artırıyor, atlama bağlantısı içeriyor
Skip Connection	Girdiyi direkt ileri taşıyor, bilgi kaybını engelliyor
Global Average Pooling	Tüm görüntüyü tek bir vektöre özetliyor
Fully Connected	Son sınıfı tahmin ediyor

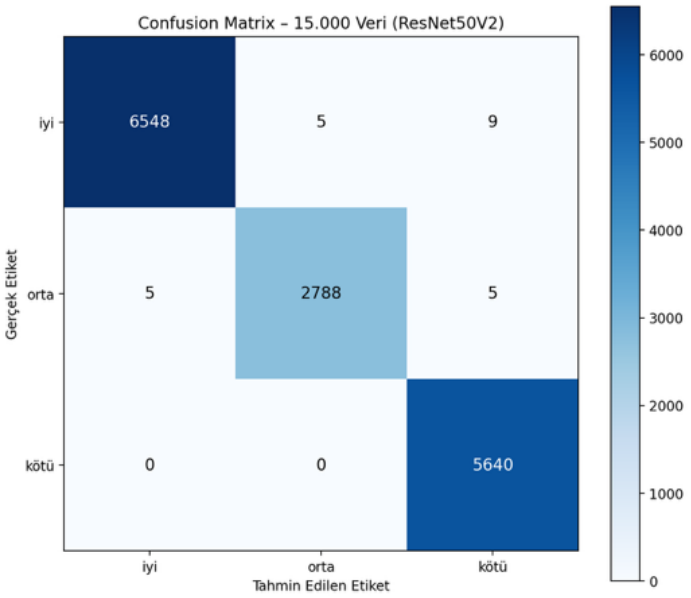
Artık blok yapısının 2 türü vardır. İlk tür olan Basic Residual Block 2'li yapıdadır (3x3, 3x3). Bu ikili yapı Resnet-18 ve Resnet-34 modellerinde kullanılmaktadır. Resnet-50, Resnet-101, Resnet-152'de üçlü yapı halindedir (1x1, 3x3, 1x1). Bu üçlü yapının özel ismi "Bottleneck Residual Block" olarak geçer ve derin modellerde hem hızlı hem verimli çalışmayı sağlar. Bununla birlikte, bu mimarinin derin ve parametre sayısı yüksek bir yapıya sahip olması, modelin hesaplama maliyetini artırmış ve eğitim sürecinin tamamlanmasının uzun sürmesine neden olmuştur. Kullanılan veri seti ve çapraz doğrulama yaklaşımı dikkate alındığında, modelin tüm eğitim ve değerlendirme adımlarını içeren tek bir çalıştırmasının yaklaşık 5–6 saat sürdüğü gözlemlenmiştir.

Model girişine verilen tüm görseller, ResNet-50 mimarisinin gerektirdiği şekilde 224×224 piksel boyutuna yeniden ölçeklendirilmiş ve eğitim sürecine dâhil edilmiştir. Çalışmada iyi, orta ve kötü olmak üzere üç sınıf tanımlanmıştır. Görseller ön işleme adımlarından geçirilmiş, sınıf etiketleri sayısal forma dönüştürülmüş ve modelin çıkış katmanı üç sınıflı softmax yapısına uygun biçimde düzenlenmiştir. Model performansının daha güvenilir biçimde değerlendirilebilmesi amacıyla Stratified K-Fold çapraz doğrulama yöntemi kullanılmış, bu durum modelin birden fazla kez eğitilmesini gerektirdiğinden toplam çalışma süresinin saatler mertebesine ulaşmasına neden olmuştur.

Elde edilen sınıflandırma sonuçları karışıklık matrisi (confusion matrix) yardımıyla analiz edilmiştir. Şekil 4.17.'de veri artırma uygulanmadan önce çalıştırılmış bir karışıklık matrisi sunulmuştur. Karışıklık matrisinde satırlar gerçek sınıfları, sütunlar ise model tarafından tahmin edilen sınıfları temsil etmektedir. Matris üzerinde diyagonal boyunca yer alan ve koyu renkle gösterilen hücreler, ilgili sınıfa ait örneklerin doğru şekilde sınıflandırıldığı durumları ifade etmektedir. Bu koyu hücreler, her bir sınıf için doğru tahmin oranlarının yüksek olduğunu göstermekte olup matris diyagonalindeki yoğunlaşma, modelin sınıflar arası ayrımı yüksek tutarlılıkla gerçekleştirdiğini ortaya koymaktadır. Diyagonal dışında kalan ve daha açık renkte görülen hücreler ise, yanlış sınıflandırmaları temsil etmektedir. Tüm veride toplam hata sayısının 24 gibi oldukça düşük bir değerde kalması, modelin genellenebilir öğrenme gerçekleştirdiğini göstermektedir. Bu durum modelin genel doğruluk oranının %99,84 seviyesinde olduğunu göstermektedir. Sınıf bazlı analizde, "iyi" sınıfına ait 6562 örneğin 6548'i doğru tahmin edilmiş olup bu sınıf için doğru sınıflandırma oranı %99,79 olarak hesaplanmıştır. "Orta" sınıfında 2798 örneğin 2788'i doğru sınıflandırılmış ve bu sınıf için başarı oranı %99,64 olarak elde edilmiştir. "Kötü" sınıfında

ise 5640 örneğin tamamı doğru tahmin edilmiş ve tamamını doğru sınıflandırmıştır. Bu sonuç, modelin belirgin yapısal bozulma, düzensizlik veya düşük inşaat kalitesi gibi güçlü görsel ipuçlarını yüksek ayırt edicilikle temsil edebildiğini göstermektedir. Özellikle yüksek riskli yapıların yanlış biçimde daha düşük risk grubuna atanma olasılığının ortadan kalkmış olması, modelin pratik uygulamalar açısından güvenilirliğini artırmaktadır. Hata dağılımı incelendiğinde yanlış sınıflandırmaların tamamının komşu risk sınıfları arasında gerçekleştiği, iyi sınıfının hiçbir örneğinin doğrudan kötü olarak; kötü sınıfının da iyi olarak tahmin edilmediği görülmektedir. Bu durum modelin risk seviyeleri arasında hiyerarşik bir ayrım öğrenmiş olduğunu ve özellikle yüksek risk grubundaki yapıların daha düşük risk kategorisine atanma olasılığını ortadan kaldırdığını göstermektedir. Orta sınıfta gözlenen sınırlı sayıdaki karışma (%0,36 hata oranı), bu sınıfın geçiş niteliği taşımasıyla tutarlıdır ve sistematik bir yanlılığa işaret etmemektedir.

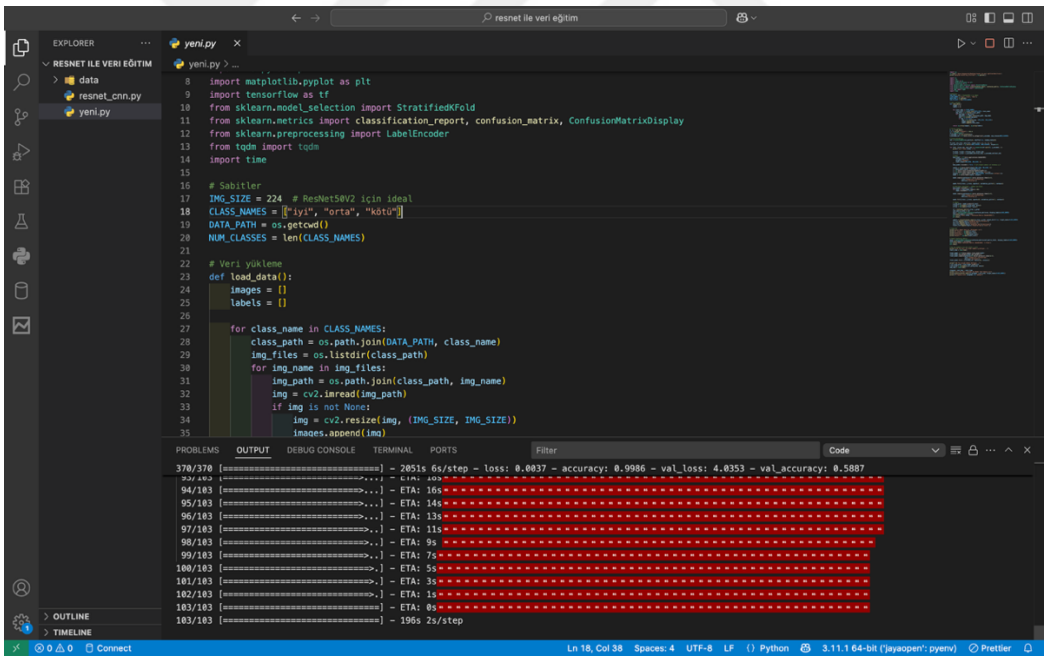
Genel olarak matris, modelin yalnızca yüksek doğruluk üretmediğini; aynı zamanda hata dağılımının da mantıklı ve yapısal olarak tutarlı olduğunu göstermektedir. Hataların çoğunlukla komşu risk seviyeleri arasında gerçekleşmesi, modelin rastgele değil, sınıflar arası sürekliliği dikkate alan bir temsil öğrenimi gerçekleştirdiğini ortaya koymaktadır.Bu durum, görsel özelliklerin sınıflar arasında örtüşmesinin sınıflandırma performansı üzerindeki etkisini açıkça ortaya koymaktadır.



Şekil 4.17. Görünen inşaat kalitesi sınıfına ait karışıklık matrisi

Genel olarak değerlendirildiğinde, karışıklık matrisinde diyagonal boyunca gözlemlenen koyu değerler, ResNet-50V2 tabanlı CNN modelinin bina cephelerinden görünen inşaat kalitesini tutarlı biçimde sınıflandırabildiğini göstermektedir. Özellikle iyi ve kötü sınıflarında elde edilen tutarlı tahmin sayıları, modelin belirgin yapısal ve görsel farklılıkları başarıyla öğrendiğini ortaya koyarken; orta sınıfta gözlemlenen nispeten daha düşük sayılar, bu sınıfın geçiş niteliğini ve sınıflandırma açısından daha zorlayıcı olduğunu göstermektedir.

Buna karşın, modelin uzun sürede çalışması ve yaklaşık 5–6 saatlik toplam hesaplama süresi, bu yaklaşımın zaman açısından maliyetli olduğunu ve pratik uygulamalarda dikkatle değerlendirilmesi gerektiğini ortaya koymaktadır. Yazılımın çalışması sırasında alınmış olan görüntü Şekil 4.18.'de sunulmuştur. Görüntüsü alınmış kod görünen inşaat kalitesi sınıfına ait olan kod parçasıdır ve örnek olması açısından şekilde sunulmuştur.



Şekil 4.18. Yazılımın çalışması sırasında alınmış olan görsel

4.5. Sınırlar ve Öneriler

Çalışma kapsamında elde edilen görsellerin tamamının aynı düzeyde işlevsel olmadığı önceki bölümlerde ayrıntılı biçimde ortaya konulmuştur. Bunun temel nedeni, kullanılan fotoğrafların saha ortamında ve bu araştırmaya özgü bir planlama yapılmaksızın

elde edilmiş olmasıdır. Dolayısıyla çekim sürecinde; görüntü kalitesini etkileyen çok sayıda dış etmenin kontrol altına alınması mümkün olmamıştır. Literatürde de benzer biçimde, görüntü tabanlı bina analizlerinde çekim açısı, perspektif bozulması, gölge etkileri ve çevresel engeller gibi faktörlerin model doğruluğunu önemli ölçüde düşürdüğü vurgulanmaktadır (Mangalathu vd., 2020; Jia ve Ye, 2023). Bu tür etkenler, bazı fotoğraflarda doku bilgisinin kaybına, ölçek belirsizliğine veya bina cephesinin yalnızca kısmen görünmesine neden olarak belirli yapısal risk göstergelerinin güvenilir biçimde değerlendirilmesini güçleştirmiştir.

Bu veri kaynaklı sınırlılıklar, çalışmada önerilen yöntemin değerlendirilmesinde elde edilen bulguların temkinli biçimde yorumlanmasını gerekli kılmaktadır. Bu nedenle, yalnızca model başarımına odaklanmak yerine, kullanılan görsellerin hangi koşullarda ne ölçüde bilgi sunduğunun da dikkate alınması önem taşımaktadır. Bu bağlamda, çalışmada kullanılan görsellerin daha işlevsel hâle getirilmesine yönelik değerlendirmeler yapılmıştır. Çalışmada toplam yedi risk unsuru incelenmiştir ve bu unsurların tamamının dış cepheden mümkün olduğunca açık ve bütüncül biçimde gözlemlenebilir olması gerekmektedir.

Örneğin, Şekil 4.19.'da (a) görseli yalnızca "görünen inşaat kalitesi" değerlendirmesi için yeterli bilgi sunarken, aynı fotoğraf "kat sayısı" veya "yapı nizamı" gibi diğer unsurların doğru biçimde belirlenmesi için uygun değildir. Bu durum, tekil görseller üzerinden çoklu yapısal özelliklerin eş zamanlı değerlendirilmesinin her zaman mümkün olmadığını göstermektedir. Literatürde de cepheyi daha geniş açıyla ve bütüncül biçimde içeren görsellerin, birden fazla yapısal özelliğin eş zamanlı analizine olanak sağlayarak veri seti tutarlılığını artırdığı belirtilmektedir (Ademović vd., 2020).



(a) Görünen inşaat kalitesi sınıfı için kullanılan görsel



(b) Yapı nizamı için kullanılan görsel

Şekil 4.19. Elde edilen görsel örnekleri

Bu tür sınırlılıkların saha koşullarında tamamen ortadan kaldırılması pratikte mümkün olmamakla birlikte, etkilerini önemli ölçüde azaltmak amacıyla görsel veri toplama sürecinde belirli standartların benimsenmesi önerilmektedir. Yapı cephesinin tamamını içeren, çevresel engellerin minimum düzeyde olduğu, gölge ve yansıma etkilerinin azaltıldığı ve uygun mesafe–açı kombinasyonuyla çekilmiş fotoğraflar; veri setinin hem tutarlılığını hem de farklı risk unsurları için kullanılabilirliğini artırmaktadır.

Şekil 4.20.'de örneklendiği üzere, tek karede tüm cepheyi içeren görüntüler, daha güvenilir etiketleme yapılmasına olanak sağlamakta ve kullanılan yapay zekâ modellerinin eğitiminde daha yüksek temsil gücüne sahip veri setlerinin oluşturulmasına katkı sunmaktadır. Bu durum, tekil görseller üzerinden çoklu yapısal özelliklerin eş zamanlı değerlendirilmesinin her zaman mümkün olmadığını göstermektedir. Bu yaklaşımın, saha çalışmalarında zaman ve maliyet yükünü azalttığı ve daha standartlaştırılmış görsel veri setlerinin elde edilmesini sağladığı literatürde de vurgulanmaktadır (Qin vd., 2011).



Şekil 4.20. Standart veri seti için önerilen görsel

5. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada, bina cephe fotoğraflarına dayalı olarak yapısal risk göstergelerinin sınıflandırılması amacıyla yapay sinir ağı (Artificial Neural Network- ANN) tabanlı bir yaklaşım geliştirilmiştir. Python altyapısıyla çalışan açık kaynaklı Orange Data Mining platformu kullanılarak oluşturulan bu ANN modeli, çeşitli görsel risk unsurlarının otomatik olarak tanımlanmasını hedeflemiştir. Ardından Visual Studio Code üzerinde yazılmış CNN çalışması ile hedefe devam edilmiştir.

Geliştirilen ANN ve CNN tabanlı modeller, sınıf bazlı yapısal özniteliklerin sınıflandırılmasında anlamlı doğruluk oranları üretmiş ve görsel verilere dayalı mühendislik uygulamalarında yapay zekâ temelli yaklaşımların uygulanabilirliğini ortaya koymuştur. Modelin sınıflandırma başarımı, doğrulama ve bağımsız test veri kümeleri üzerinde hesaplanan istatistiksel metrikler aracılığıyla değerlendirilmiş olup, Çizelge 5.1'de ANN sonuçları, Çizelge 5.2'de CNN sonuçları sunulmuştur.

Çizelge 5.1. Yapay sinir ağları (ANN) ile yapılan analiz sonuçları

Düzensizlikler/ Skor Metrikleri	Kat Sayısı (%)	Düşey Düzensizlik (%)	Çıkma Varlığı (%)	Görünen İnşaat Kalitesi (%)	Yumuşak Kat – Zayıf Kat (%)	Yapı Nizamı (%)	Kısa Kolon (%)
F1 Skor	85,2	90,9	90,1	95,0	93,5	87,6	88,4
Accuracy (CA)	85,3	93,5	90,1	95,3	93,6	87,6	91,0
Prec	85,3	88,4	90,1	95,3	93,2	87,6	85,9
Recall	85,3	93,5	90,1	95,1	93,8	87,6	91,0

Elde edilen bulgular, ANN mimarisinin özellikle açık biçimsel karakteristiğe sahip risk göstergelerini yüksek doğrulukla tespit edebildiğini ortaya koymuştur. Doğruluk (Accuracy- CA), modelin tüm sınıflar için doğru tahmin oranını ifade ederken, hassasiyet (precision), modelin pozitif olarak sınıflandırdığı örneklerin ne kadarının gerçekten doğru olduğunu gösterir. Duyarlılık (Recall) ise modelin gerçek pozitif örneklerin ne kadarını doğru yakalayabildiğini ortaya koyar. Bu iki metriğin dengeli bir birleşimi olan F1 Skor, özellikle dengesiz veri kümelerinde modelin genel performansını daha adil biçimde değerlendiren bir ölçüt olarak kabul edilmektedir.

F1 skor, hassasiyet ve duyarlılığın harmonik ortalamasıdır ve 1'e yaklaştıkça modelin daha iyi genelleme yaptığı kabul edilir. Çizelgede 0-1 aralığındaki değerler yüzdelik (%) forma getirilmesi amacıyla 100 ile çarpılıp yüzde şeklinde sunulmuştur. Çizelge 5.1'deki değerlere göre, "yumuşak kat – zayıf kat" ve "düşey düzensizlik" gibi kritik yapısal özelliklerde modelin yüksek başarı sağladığı, bu durumun da ilgili metriklerdeki yüksek oranlarla desteklendiği görülmektedir. Bu sonuçlar, görüntü işleme temelli sınıflandırma modelinin farklı düzensizlik türlerini etkin şekilde ayırt edebildiğini göstermektedir.

Elde edilen başarı, yalnızca ağ yapısından değil; aynı zamanda etiketleme süreçlerinde kullanılan kriterlerin nesnelliği, görsel veri kalitesi ve sınıflar arasındaki örnek dengesi gibi dışsal faktörlerden de etkilenmektedir. Özellikle "görünen inşaat kalitesi" gibi çok sayıda görsel unsurun mühendislik bakış açısıyla bütüncül olarak değerlendirilmesini gerektiren sınıflandırmalarda, modelin daha kararsız ve görece sınırlı bir performans sergileyebilmektedir. Bu tür durumlar, daha gelişmiş ve çok katmanlı derin öğrenme mimarileriyle aşılabilecek potansiyel zorluklar olarak değerlendirilmektedir.

Model başarımının daha da arttırılabilmesi için; (i) veri setinin genişletilmesi, (ii) görsellerin ön işleme ve standardizasyon süreçlerinin optimize edilmesi ve (iii) derin öğrenme tabanlı daha gelişmiş mimarilerin karşılaştırmalı olarak kullanılması önerilmektedir.

Ayrıca, bağımsız test verisi üzerinde manuel olarak yapılan karşılaştırmalarla modelin sınıflandırma kararlarının görsel tutarlılığı da denetlenmiş; modelin her bir sınıflandırma tahmini, ilgili görseldeki yapısal durumla manuel olarak karşılaştırılarak doğruluğu mühendislik bakış açısıyla da test edilmiştir. Modelin her bir yapısal özelliği ayrı ayrı sınıflandırılacak şekilde eğitilmiş olması, sistemin modüler bir yapıda işlemesini sağlamış ve her bir yapısal özelliğin özgün doğruluk eğrilerinin analizine imkân tanımıştır.

Bu yaklaşım, sistemin farklı coğrafi bölgelerde veya yapı tiplerine kolayca yeniden eğitilerek kullanılabilmesine olanak sağlayan taşınabilir bir karar destek altyapısı sunmaktadır. Söz konusu süreç modelin yalnızca istatistiksel olarak değil, aynı zamanda mühendislik bağlamında da güvenilir kararlar üretebildiğini ortaya koymuştur. Bu yönüyle çalışma gerçek saha problemlerine yönelik uygulanabilir, mühendislik temelli ve ölçeklenebilir bir çözüm önerisi sunmaktadır. Mevcut hızlı değerlendirme yöntemlerinin gerektirdiği uzman desteği, uzun zaman ve yüksek maliyet gibi sınırlılıklar göz önüne

alındığında, geliştirilen sistemin sahada anlık karar mekanizmalarını destekleyebilecek nitelikte olduğu düşünülmektedir.

Modelin yalnızca akademik düzeyde sınırlı kalmayan, pratik uygulamalarla entegre edilebilecek düzeyde sade ve verimli bir yapıya sahip olması, yöntemin geniş ölçekli bina taramaları ve afet öncesi risk planlamasında kullanılabilirliğini güçlendirmektedir. Sonuç olarak, bu çalışma yapı cephelerinden elde edilen görsellerin işlenerek yapay zekâ temelli modeller aracılığıyla anlamlı mühendislik değerlendirmelerine dönüştürülebileceğini göstermiştir. Görsel veri temelli hızlı risk değerlendirme yaklaşımlarının, deprem öncesi yapısal risk tespit süreçlerinde karar destek mekanizması olarak kullanılabileceği ortaya konmuştur. Elde edilen sonuçlar, yapay sinir ağlarının görsel mühendislik verilerini temel düzeyde analiz edebilme yeteneğini göstermekle birlikte, modelin derin görsel ilişkileri yakalayabilmesi için daha gelişmiş mimarilere ihtiyaç duyulduğunu da ortaya koymuştur. Bu nedenle ikinci aşamada, cephe görsellerinden otomatik derin özellik çıkarımı yapabilen CNN tabanlı ResNet mimarisi uygulanmıştır.

Çizelge 5.2. Evrişimli sinir ağı (CNN) ile yapılan analiz sonuçları

Risk Unsuru	Skor (%)
Görünen İnşaat Kalitesi	99,86
Yapı Nizamı	99,58
Yumuşak Kat / Zayıf Kat	99,71
Çıkma	99,68
Kısa Kolon	99,23
Kat Sayısı	99,92
Düşey Düzensizlik	99,83

Çizelge 5.2'de evrişimli sinir ağı ile yapılan analiz sonuçları sunulmuştur. Modelin risk unsurlarına göre sınıflandırma performansını gösteren Çizelge 5.2. incelendiğinde, tüm kategorilerde oldukça yüksek doğruluk değerlerine ulaşıldığı görülmektedir. Çizelge 5.2.'de verilmiş olan sonuçların karışıklık matrisleri bu bölümün sonunda Şekil 5.1.'de sunulmuştur.

ANN modelinde bulunan precision ve recall gibi metrik değerleri platform tarafından otomatik olarak raporlanırken, CNN tabanlı modelde bu metrikler eğitim sürecinin

varsayılan çıktıları arasında yer almamakta; ancak test verisi üzerinde yapılan sonradan değerlendirme ile elde edilmektedir. Bu durum, iki model arasında performans farkı olduğu anlamına gelmemekte, yalnızca kullanılan değerlendirme yaklaşımının farklılığını yansıtmaktadır.

Çizelge 5.2'de gözlemlendiği üzere özellikle kısa kolon (%99,98), yumuşak kat/zayıf kat (%99,91) ve kat sayısı (%99,92) gibi yapısal açıdan kritik parametrelerde elde edilen skorlar, modelin bu tür belirgin geometrik ve taşıyıcı sistem karakteristiklerini başarılı bir şekilde ayrıştırabildiğini göstermektedir. Görünen inşaat kalitesi (%99,86) ve düşey düzensizlik (%99,83) gibi daha karmaşık görsel örüntülere sahip özelliklerde dahi yüksek sınıflandırma başarısı yakalanmış olması, modelin hem düşük seviyeli (kenar, doku, kontrast) hem de yüksek seviyeli (katlar arası oran, cephe bütünlüğü) görsel ilişkileri etkin biçimde öğrenebildiğini ortaya koymaktadır. Yapı nizamı (%99,58) ve çıkma (%99,68) gibi geometrik düzen unsurlarında da benzer biçimde yüksek doğruluk değerleri elde edilmiş, bu da modelin cephe geometrisiyle ilişkili mekânsal farklılıkları ayırt etme kapasitesini desteklemektedir. Çizelgede sunulan sonuçlar, modelin değerlendirilen risk unsurları bakımından genel olarak tutarlı bir performans sergilediğini ve görüntü tabanlı hızlı risk sınıflandırması açısından uygulanabilir bir yaklaşım sunduğunu ortaya koymaktadır. Bununla birlikte, CNN tabanlı modelden elde edilen performans değerlerinin, ANN tabanlı modele göre görece daha yüksek olduğu izlenmektedir.

ResNet mimarisi, manuel öznitelik çıkarımına ihtiyaç duymaksızın doğrudan piksel düzeyinden öğrenme gerçekleştirerek çıkma, kısa kolon, yumuşak/zayıf kat, düşey düzensizlik ve görünen inşaat kalitesi gibi yapısal göstergeleri yüksek doğrulukla sınıflandırmıştır. Karşılaştırmalı analizler sonucunda, ResNet tabanlı CNN modeli, Orange Data Mining ile geliştirilen temel ANN modeline kıyasla hem doğruluk hem de genelleme performansı açısından belirgin bir üstünlük göstermiştir. ANN modeli görsel verilerdeki makroskopik özellikleri tanımlamada başarılı olurken; CNN modeli cephe geometrisindeki ince ayrımları, düzensizlikleri ve malzeme kalitesi göstergelerini daha yüksek duyarlılıkla tespit etmiştir. Böylece ANN modeli çalışmanın ön değerlendirme ve prototipleme aşaması olarak işlev görmüş; ResNet modeli ise nihai, derin öğrenme tabanlı risk sınıflandırma mimarisi olarak geliştirilmiştir. Elde edilen bulgular, görsel veri temelli yapay zekâ modellerinin deprem mühendisliği ve kentsel risk yönetimi alanlarında hızlı, düşük maliyetli ve ölçeklenebilir bir karar destek mekanizması oluşturabileceğini göstermektedir.

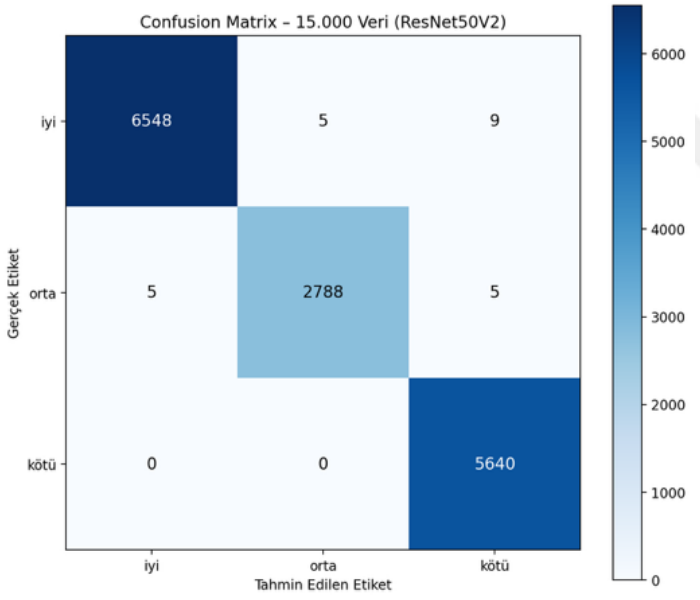
İnsan yorumuna dayalı saha analizleri yerine yalnızca görseller üzerinden analize dayanan bu sistem, kent ölçeğinde yapı stokunun hızlı taranmasına olanak sağlamaktadır. Çalışmada geliştirilen yöntem, hem akademik düzeyde bilimsel katkı sunmakta hem de pratik uygulamalarda kullanılabilecek nitelikte hafif, taşınabilir ve modüler bir dijital altyapı önermektedir. Bu yönüyle çalışma, yapay zekâ tabanlı görüntü işleme yaklaşımlarının mühendislik temelli risk değerlendirme süreçlerinde yalnızca tamamlayıcı değil, aynı zamanda dönüştürücü bir araç olabileceğini ortaya koymuştur. Gelecek çalışmalarda veri setinin farklı iklim ve mimari koşullarıyla genişletilmesi, U-Net, YOLOv5 veya Mask R-CNN gibi gelişmiş derin öğrenme mimarilerinin karşılaştırmalı olarak test edilmesi ve açıklanabilir yapay zekâ (Explainable Artificial Intelligence- XAI) yaklaşımlarının entegrasyonu önerilmektedir. Böylece geliştirilen sistemin doğruluk, yorumlanabilirlik ve saha uygulanabilirliği daha da güçlendirilebilir. Sonuç olarak, bu çalışma, Orange Data Mining – ANN ve ResNet – CNN yaklaşımlarının birlikte kullanıldığı iki aşamalı bir yöntem önererek, yapı cephelerinden elde edilen görsellerin mühendislik anlamda değerlendirilebilir bilgiye dönüştürülebileceğini göstermiştir. Bu bütüncül yaklaşım, deprem öncesi hızlı risk taramalarında yapay zekâ temelli karar destek sistemlerinin uygulanabilirliğini kanıtlamış ve Türkiye'nin yapı stoğuna yönelik büyük ölçekli risk analizleri için yenilikçi bir metodolojik çerçeve sunmuştur.

Şekil 5.1.'de görünen inşaat kalitesi sınıfına ait karışıklık matrisi verilmiştir. Bu karışıklık (confusion) matrisi, ResNet50V2 modeli kullanılarak 15.000 adet bina cephe görüntüsü üzerinde gerçekleştirilen üç sınıflı ("iyi", "orta", "kötü") inşaat kalitesi sınıflandırmasının performansını göstermektedir. Matriste satırlar gerçek etiketleri, sütunlar ise model tarafından tahmin edilen etiketleri temsil etmektedir.

Modelin "iyi" sınıfındaki performansı incelendiğinde, 6548 görüntünün doğru şekilde "iyi" olarak sınıflandırıldığı, yalnızca 5 örneğin "orta" ve 9 örneğin "kötü" olarak yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Bu durum, modelin iyi sınıfına ait görsel örüntüleri yüksek düzeyde ayırt edebildiğini göstermektedir. Benzer şekilde "kötü" sınıfında da 5640 örneğin tamamına yakını doğru şekilde sınıflandırılmış, bu sınıfa ait örneklerde herhangi bir "iyi" ya da "orta" karışımı gözlenmemiştir. Bu sonuç, modelin belirgin yapısal bozulma, düzensizlik ve düşük yapım kalitesi göstergelerini güçlü biçimde öğrendiğini ortaya koymaktadır.

"Orta" sınıfında ise 2788 örnek doğru sınıflandırılmış, sınırlı sayıda örnek "iyi" ve "kötü" sınıfları ile karışmıştır. Bu durum, orta sınıfın doğası gereği geçiş niteliği taşımasıyla ilişkilendirilebilir. Görsel inşaat kalitesinin belirgin biçimde iyi ya da kötü olmadığı durumlarda, sınıflar arası sınırın daha belirsiz olması model açısından ayrımı görece zorlaştırmaktadır.

Genel olarak matris incelendiğinde, hataların çoğunlukla komşu sınıflar arasında gerçekleştiği, uç sınıflar ("iyi" ve "kötü") arasında doğrudan bir karışımın bulunmadığı dikkat çekmektedir. Bu bulgu, modelin inşaat kalitesi ekseninde tutarlı ve hiyerarşik bir öğrenme gerçekleştirdiğini göstermektedir. Sonuç olarak elde edilen karışıklık matrisi, geliştirilen derin öğrenme tabanlı yaklaşımın görsel inşaat kalitesine dayalı hızlı risk değerlendirmesi bağlamında yüksek düzeyde ayırt edici ve kararlı bir performans sergilediğini ortaya koymaktadır.



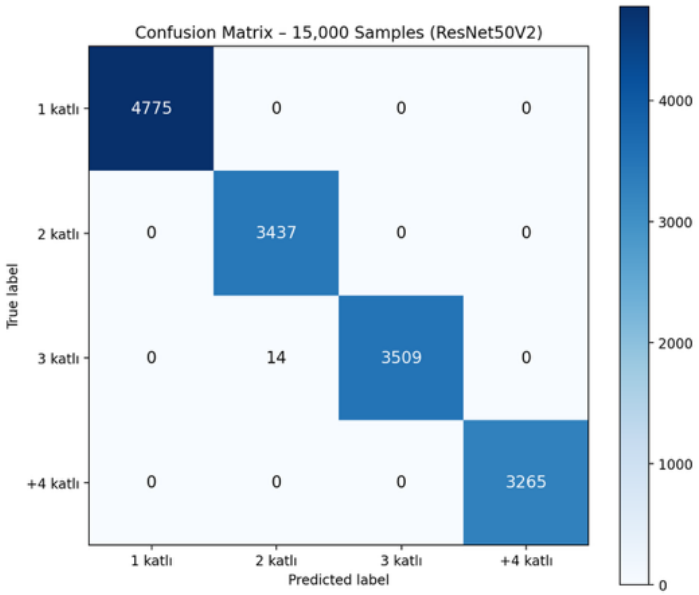
Şekil 5.1. Görünen inşaat kalitesi sınıfına ait karışıklık matrisi

Benzer şekilde Şekil 5.2.'de kat sayısı sınıfına ait karışıklık matrisi verilmiştir. Bu karışıklık matrisi de ResNet50V2 modeli kullanılarak 15.000 adet bina cephe görüntüsü üzerinden gerçekleştirilen kat sayısı (1 katlı, 2 katlı, 3 katlı, +4 katlı) sınıflandırmasının sonuçlarını göstermektedir. Matriste satırlar gerçek kat sayısını, sütunlar ise model tarafından tahmin edilen kat sayısını temsil etmektedir. Modelin 1 katlı, 2 katlı ve +4 katlı binalarda tamamen doğru sınıflandırma yaptığı görülmektedir. 1 katlı binalara ait 4775

örneğin tamamı doğru şekilde tahmin edilmiş, herhangi bir sınıf karışımı oluşmamıştır. Benzer biçimde 2 katlı sınıfta 3437 örnek ve +4 katlı sınıfta 3265 örnek eksiksiz biçimde doğru etiketlenmiştir. Bu durum, modelin özellikle düşük ve yüksek katlı yapılar arasındaki görsel farkları güçlü biçimde öğrendiğini göstermektedir.

3 katlı binalar incelendiğinde ise 3509 örneğin doğru sınıflandırıldığı, yalnızca 14 örneğin 2 katlı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Bu sınırlı hata, 2 ve 3 katlı yapıların cephe görüntülerinde benzer perspektif, kat hizası veya ölçek algısı nedeniyle görsel olarak birbirine yakın özellikler taşıyabilmesiyle açıklanabilir. Bununla birlikte, bu hata oranı oldukça düşüktür ve modelin genel ayrım gücünü zayıflatmamaktadır. Genel olarak matris incelendiğinde, hataların yok denecek kadar az olduğu ve sınıflar arasında sistematik bir karışım bulunmadığı görülmektedir. Özellikle uç kategoriler (1 katlı ve +4 katlı) arasında hiçbir karışımın olmaması, modelin kat sayısına bağlı düşey ölçek ve kat tekrarına ilişkin örüntüleri tutarlı biçimde öğrendiğini göstermektedir.

Sonuç olarak bu karışıklık matrisi, önerilen derin öğrenme tabanlı yaklaşımın bina kat sayısının otomatik belirlenmesinde son derece yüksek ayırt ediciliğe sahip olduğunu ve hızlı risk değerlendirmesi kapsamında güvenilir bir yardımcı parametre olarak kullanılabileceğini ortaya koymaktadır.



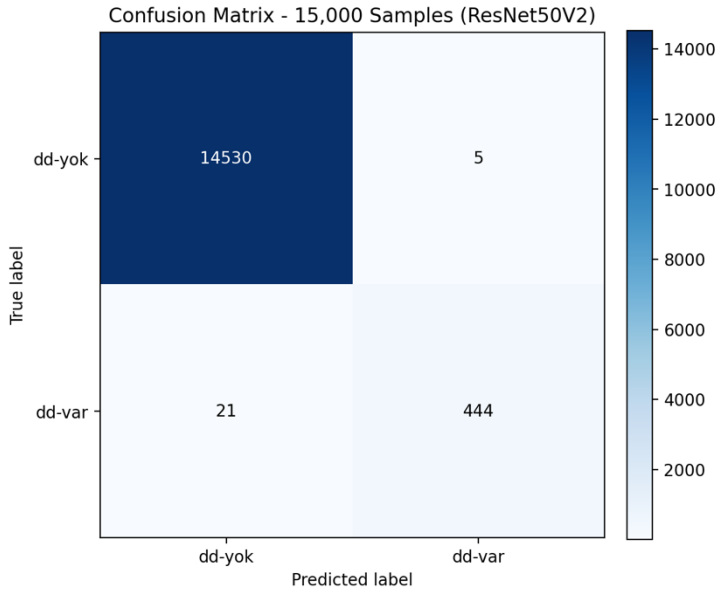
Şekil 5.2. Kat sayısı sınıfına ait karışıklık matrisi

Şekil 5.3.'te, ResNet50V2 mimarisi kullanılarak eğitilen modelin 15.000 örnekten oluşan test veri seti üzerinde dd-var / dd-yok sınıflandırmasına ait karışıklık matrisi sunulmaktadır. Matris incelendiğinde, dd-yok sınıfına ait 14.530 örneğin doğru şekilde sınıflandırıldığı, yalnızca 5 örneğin hatalı olarak "dd-var" şeklinde tahmin edildiği görülmektedir. dd-var sınıfında ise 444 örnek doğru sınıflandırılmış, 21 örnek yanlışlıkla "dd-yok" olarak tahmin edilmiştir.

Sonuçlar, modelin özellikle dd-yok sınıfını ayırt etmede oldukça yüksek bir başarı sergilediğini göstermektedir. Yanlış pozitif tahmin sayısının son derece düşük olması, modelin dd bulunmayan yapıları büyük ölçüde doğru şekilde tanımladığını ortaya koymaktadır. Bununla birlikte, dd-var sınıfında sınırlı sayıda yanlış negatif tahminin bulunması, bazı dd içeren yapıların model tarafından gözden kaçırılabildiğini göstermektedir.

Dikkat çekici bir diğer husus, veri setindeki sınıf dağılımının dengesiz olmasıdır. dd-yok örneklerinin sayısı, dd-var örneklerine kıyasla oldukça yüksektir. Bu durum, genel doğruluk değerinin yüksek çıkmasına katkı sağlamakla birlikte, model performansının değerlendirilmesinde yalnızca doğruluk ölçütüne bağlı kalınmaması gerektiğini göstermektedir. Bu bağlamda, özellikle dd-var sınıfı için duyarlılık (recall) ve kesinlik (precision) gibi ölçütlerin ayrıca incelenmesi önem arz etmektedir.

Genel değerlendirme olarak, modelin dd varlığını cephe görüntülerinden büyük ölçüde doğru şekilde tespit edebildiği, ancak sınıf dengesizliğinin performans analizinde dikkatle ele alınması gerektiği söylenebilir. Bu sonuçlar, görüntü tabanlı hızlı risk değerlendirme çalışmalarında dd parametresinin otomatik olarak belirlenebilirliğini desteklemektedir.

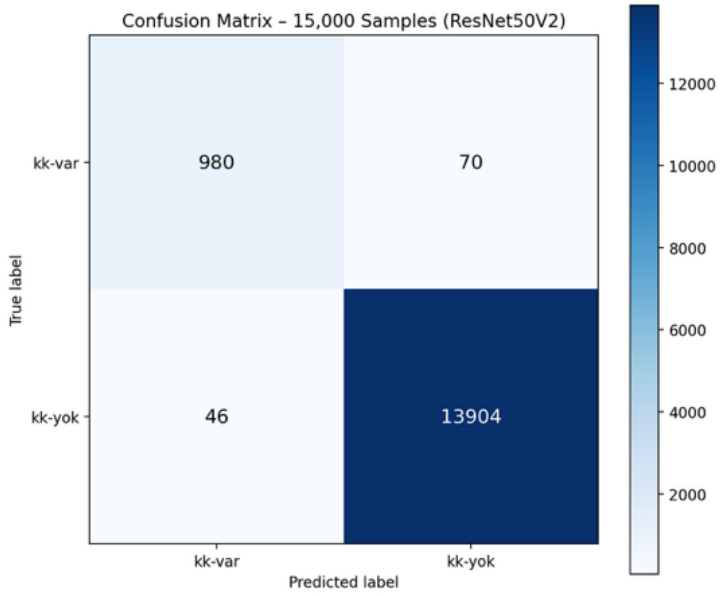


Şekil 5.3. Düşey düzensizlik(dd) sınınfa ait karışıklık matrisi

Şekil 5.4.'te, ResNet50V2 mimarisi kullanılarak eğitilen modelin 15.000 örnekten oluşan test veri seti üzerindeki sınıflandırma performansı karışıklık matrisi (confusion matrix) ile sunulmaktadır. Matris incelendiğinde, "kk-var" sınıfına ait 980 örneğin doğru şekilde sınıflandırıldığı, 70 örneğin ise yanlışlıkla "kk-yok" olarak tahmin edildiği görülmektedir. Benzer şekilde, "kk-yok" sınıfına ait 13.904 örnek doğru sınıflandırılırken, 46 örnek hatalı olarak "kk-var" şeklinde tahmin edilmiştir.

Elde edilen sonuçlar, modelin her iki sınıfı da ayırt etme konusunda yüksek düzeyde başarı gösterdiğini ortaya koymaktadır. Özellikle "kk-yok" sınıfında yanlış pozitif oranının oldukça düşük olması, modelin kısa kolon bulunmayan yapıları büyük ölçüde doğru tanımlayabildiğini göstermektedir. "kk-var" sınıfında ise sınırlı sayıda yanlış negatif tahmin bulunmakta olup, bu durum bazı kısa kolon örneklerinin model tarafından gözden kaçırıldığını işaret etmektedir.

Genel olarak değerlendirildiğinde, modelin hem doğru pozitif hem de doğru negatif tahmin sayılarının yüksek olması, geliştirilen derin öğrenme yaklaşımının kısa kolon tespiti açısından güvenilir ve tutarlı bir performans sunduğunu göstermektedir. Bu sonuçlar, görüntü tabanlı otomatik yapısal özellik belirleme çalışmalarında ResNet50V2 mimarisinin etkili bir araç olarak kullanılabileceğini desteklemektedir.



Şekil 5.4. Kısa kolon sınınfa ait karışıklık matrisi

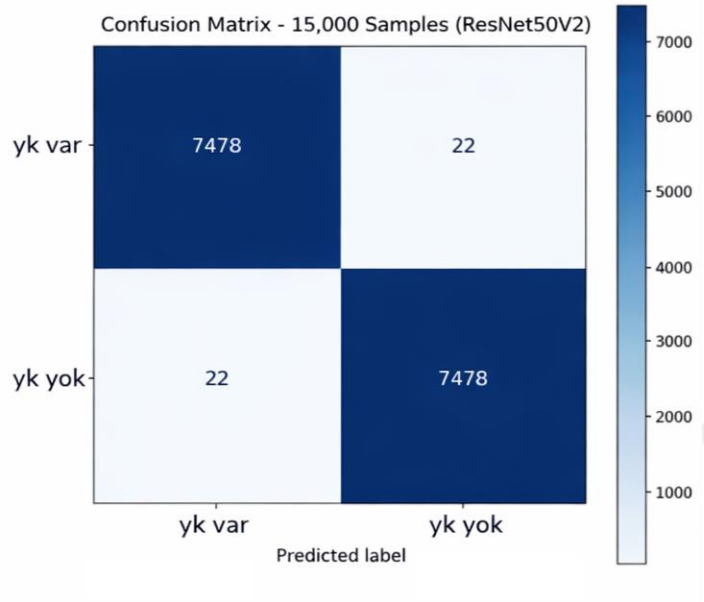
Şekil 5.5'te, ResNet50V2 mimarisi kullanılarak eğitilen modelin 15.000 örnekten oluşan test veri seti üzerinde yumuşak kat / zayıf kat (dükkân var–yok) sınıflandırmasına ait karışıklık matrisi sunulmaktadır.

Matris incelendiğinde, "yk var" (dükkân var) sınıfına ait 7.478 örneğin doğru şekilde sınıflandırıldığı, 22 örneğin ise yanlışlıkla "yk yok" (dükkân yok) olarak tahmin edildiği görülmektedir. Benzer şekilde, "yk yok" sınıfına ait 7.478 örnek doğru tahmin edilirken, 22 örnek hatalı olarak "yk var" sınıfına atanmıştır.

Elde edilen sonuçlar, modelin her iki sınıfı da oldukça dengeli ve tutarlı biçimde ayırt edebildiğini göstermektedir. Yanlış sınıflandırma sayılarının her iki sınıfta da eşit ve oldukça düşük olması, modelin hem yanlış pozitif hem de yanlış negatif tahminleri sınırlı düzeyde tuttuğunu ortaya koymaktadır. Bu durum, yumuşak kat/zayıf kat göstergesi olarak değerlendirilen zemin katta dükkân bulunma durumunun cephe görüntülerinden başarılı bir şekilde öğrenildiğini göstermektedir.

Genel olarak değerlendirildiğinde, modelin sınıflar arası ayrımı yüksek doğrulukla gerçekleştirdiği ve veri setinin dengeli yapısının performansa olumlu katkı sağladığı anlaşılmaktadır. Bu sonuçlar, görüntü işleme tabanlı yaklaşımın yumuşak kat/zayıf kat

potansiyelinin hızlı ve otomatik biçimde belirlenmesinde etkili bir araç olabileceğini desteklemektedir.



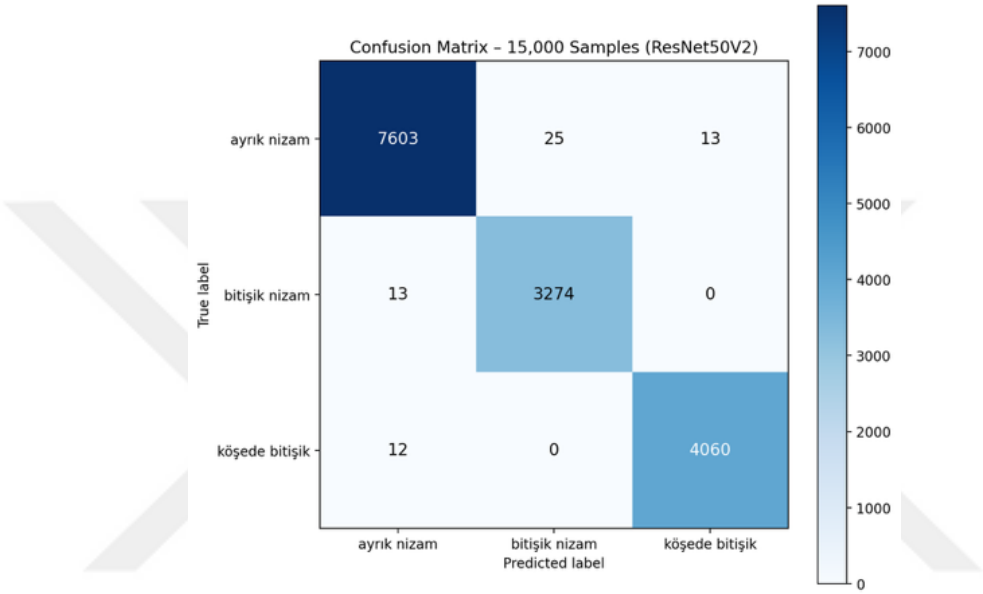
Şekil 5.5. Yumuşak kat/ zayıf kat sınınfa ait karışıklık matrisi

Şekil 5.6.'da ResNet50V2 mimarisi kullanılarak eğitilen modelin 15.000 örnekten oluşan test veri seti üzerinde nizam durumu (ayrık nizam – bitişik nizam – köşede bitişik) sınıflandırmasına ait karışıklık matrisi sunulmaktadır.

Matris incelendiğinde, ayrık nizam sınıfına ait 7.603 örneğin doğru şekilde sınıflandırıldığı, 25 örneğin bitişik nizam, 13 örneğin ise köşede bitişik olarak tahmin edildiği görülmektedir. Bitişik nizam sınıfında 3.274 örnek doğru tahmin edilirken, 13 örnek ayrık nizam olarak sınıflandırılmış, köşede bitişik ile herhangi bir karışma gözlenmemiştir. Köşede bitişik sınıfında ise 4.060 örnek doğru şekilde belirlenmiş, 12 örnek ayrık nizam olarak tahmin edilmiş ve bitişik nizam ile karışma meydana gelmemiştir.

Sonuçlar, modelin özellikle her sınıfın baskın özelliklerini başarılı biçimde öğrendiğini göstermektedir. Hataların sınırlı sayıda ve çoğunlukla ayrık nizam ile diğer sınıflar arasında gerçekleştiği görülmektedir. Bu durum, cephe görüntülerinde bazı yapıların sınır koşulları veya komşu parsellerle olan ilişkisinin görsel olarak benzerlik gösterebilmesinden kaynaklanabilir.

Genel değerlendirmede, doğru sınıflandırılan örnek sayılarının yüksek olması ve sınıflar arası karışmanın oldukça düşük düzeyde kalması, modelin nizam durumunu görüntü üzerinden ayırt etme konusunda güvenilir ve dengeli bir performans sergilediğini ortaya koymaktadır. Bu bulgular, kentsel ölçekte hızlı risk değerlendirme çalışmalarında nizam durumunun otomatik olarak belirlenmesinde derin öğrenme temelli yaklaşımın uygulanabilirliğini desteklemektedir.



Şekil 5.6. Yapı nizamı sınıfa ait karışıklık matrisi

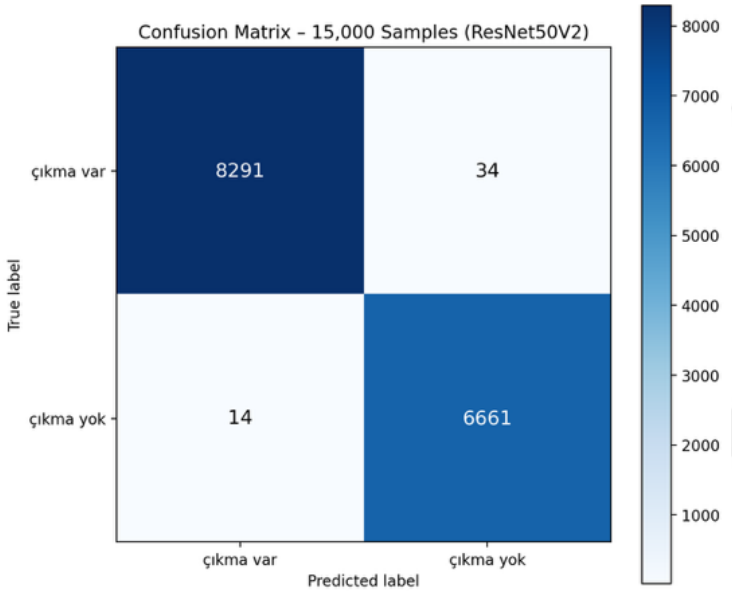
Şekil 5.7.'de, ResNet50V2 mimarisi kullanılarak eğitilen modelin 15.000 örnekten oluşan test veri seti üzerinde çıkma var / çıkma yok sınıflandırmasına ait karışıklık matrisi sunulmaktadır.

Matris incelendiğinde, çıkma var sınıfına ait 8.291 örneğin doğru şekilde sınıflandırıldığı, 34 örneğin ise hatalı olarak "çıkma yok" şeklinde tahmin edildiği görülmektedir. Çıkma yok sınıfında ise 6.661 örnek doğru tahmin edilirken, 14 örnek yanlışlıkla "çıkma var" olarak sınıflandırılmıştır.

Sonuçlar, modelin her iki sınıfı da yüksek düzeyde ayırt edebildiğini göstermektedir. Yanlış negatif tahminlerin (çıkma var olup yok olarak sınıflandırılan örnekler) sınırlı sayıda olması, modelin çıkma gibi yapısal düzensizlikleri büyük ölçüde doğru şekilde tanımlayabildiğini ortaya koymaktadır. Benzer şekilde, yanlış pozitif tahminlerin de düşük

düzeyde kalması, modelin çıkma bulunmayan cepheleri doğru biçimde ayırt edebildiğini göstermektedir.

Genel değerlendirmede, doğru sınıflandırılan örnek sayılarının yüksekliği ve sınıflar arası karışmanın düşük düzeyde kalması, geliştirilen derin öğrenme modelinin cephe görüntülerinden çıkma varlığını güvenilir biçimde tespit edebildiğini ortaya koymaktadır. Bu bulgular, görüntü tabanlı hızlı risk değerlendirme çalışmalarında çıkma düzensizliğinin otomatik olarak belirlenebileceğini desteklemektedir.



Şekil 5.7. Çıkma sınıfına ait karışıklık matrisi

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, bina cephe görselleri üzerinden yapısal risk göstergelerinin otomatik olarak sınıflandırılmasına yönelik iki aşamalı bir yapay zekâ temelli yaklaşım geliştirilmiştir. Önerilen yaklaşımda, ilk aşamada Orange Data Mining platformu kullanılarak yapay sinir ağı (ANN) tabanlı bir model oluşturulmuş; ikinci aşamada ise derin öğrenme tabanlı ResNet mimarisi kullanılarak daha derin ve ayırt edici özniteliklerin çıkarılması hedeflenmiştir. Bu iki aşamalı yapı sayesinde, geleneksel makine öğrenmesi yöntemleri ile derin öğrenme tabanlı yaklaşımlar aynı veri seti ve problem tanımı çerçevesinde karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir.

Çalışma kapsamında elde edilen bulgular, CNN tabanlı ResNet mimarisinin, özellikle karmaşık, gürültülü ve farklı çevresel koşullar altında elde edilen bina cephe görüntülerinde yapısal risk göstergelerini ayırt etme konusunda belirgin bir performans üstünlüğü sergilediğini göstermektedir. Derin öğrenme temelli CNN yaklaşımı, görüntü verilerinin iki boyutlu uzamsal yapısını doğrudan işleyebilmesi ve çok katmanlı özellik çıkarımı yapabilmesi sayesinde, düşük seviyeli kenar ve doku bilgilerinden başlayarak daha soyut ve karmaşık yapısal örüntülere kadar hiyerarşik bir temsil öğrenebilmektedir. Bu durum, geleneksel ANN modellerine kıyasla görsel içeriğin daha anlamlı ve bütüncül biçimde modellenmesini mümkün kılmaktadır.

Örneğin, yumuşak kat/zayıf kat parametresi açısından değerlendirildiğinde, Orange Data Mining platformu kullanılarak geliştirilen ANN modelinde %93,5 doğruluk elde edilirken; Python ortamında eğitilen CNN modelinde bu oran %99,71'e ulaşmıştır. Benzer şekilde, kat sayısı parametresinde ANN modeli %85,2 doğruluk sağlarken, CNN modeli %99,92 doğruluk değerine erişmiştir. Özellikle kat sayısı gibi doğrudan görsel örüntüye dayalı bir parametrede ortaya çıkan bu fark, CNN mimarisinin katmanlı yapı sayesinde cephe üzerindeki tekrar eden geometrik düzenleri ve düşey sürekliliği daha etkin biçimde yakalayabildiğini göstermektedir.

Düşey düzensizlik parametresinde ANN %90,9 oranında sonuç üretirken, CNN %99,83 oranına ulaşmıştır. Çıkma tespitinde ANN modeli %90,1 düzeyinde kalırken, CNN modeli %99,68 oranında performans göstermiştir.

Görünen inşaat kalitesi parametresi, görsel yorum gerektiren ve nispeten daha öznel değerlendirmeye açık bir değişken olmasına rağmen, CNN modeli %99,86 oranında sonuç üretmiş; ANN modeli ise %95 düzeyinde kalmıştır. Bu durum, CNN mimarisinin karmaşık görsel örüntüleri yakalama ve ayırt etme kapasitesinin daha gelişmiş olduğunu göstermektedir. Yapı nizamı belirlemede ANN %87,6 oranında kalırken, CNN %99,58 oranında performans göstermiştir. Kısa kolon parametresinde ise ANN %88,4 oranında sonuç verirken, CNN %99,23 düzeyinde başarı elde etmiştir.

Genel olarak değerlendirildiğinde, CNN modelinin tüm yapısal risk unsurlarında %99 seviyesine yaklaşan sonuçlar üretmesi, ham görüntü verisinden otomatik ve uzamsal özellik çıkarımı yapabilme kapasitesinin güçlü bir göstergesidir. ANN modelinde ise öznitelik temsili daha sınırlı kaldığından, özellikle karmaşık geometrik düzensizliklerin ve cepheye bağlı görsel farklılıkların tespitinde performans düşüşü gözlemlenmiştir. Görüntü temelli hızlı risk değerlendirme çalışmalarında klasik yapay sinir ağı yaklaşımlarına kıyasla evrişimli sinir ağı mimarilerinin tercih edilmesinin daha uygun olduğunu ortaya koymaktadır. Özellikle deprem öncesi hızlı tarama uygulamalarında, çok sayıda binanın kısa sürede ve yüksek doğruluk düzeyinde sınıflandırılabilmesi açısından CNN tabanlı modeller önemli bir potansiyel sunmaktadır.

Bu bulgular, CNN tabanlı yaklaşımın yalnızca sayısal performans artışı sağlamadığını; aynı zamanda görsel verinin doğasına daha uygun bir öğrenme mekanizması sunduğunu ortaya koymaktadır. Dolayısıyla, bina cephe görüntülerinden yapısal risk göstergelerinin belirlenmesi gibi uzamsal bağıntıların kritik olduğu problemlerde CNN mimarisinin daha güçlü ve kararlı bir çözüm sunduğu söylenebilir. Cephe görselleri gibi kontrolsüz ve heterojen veri kaynaklarıyla çalışılan problemlerde CNN tabanlı mimarilerin önemini bir kez daha ortaya koymaktadır.

Bununla birlikte, bu çalışmanın doğrudan bir karar destek sistemi geliştirmeyi amaçlamadığı özellikle vurgulanmalıdır. Sunulan yaklaşım, bina ölçeğinde nihai bir yapısal güvenlik değerlendirmesi yapmak yerine, hızlı ön değerlendirme ve ön eleme amacıyla ANN ve CNN tabanlı yöntemlerin performanslarının karşılaştırılmasına odaklanmaktadır. Bu yönüyle çalışma, sahada uzman müdahalesi gerektirmeden, geniş yapı stoklarının önceliklendirilmesine yönelik yöntemlerin geliştirilmesi için bir temel oluşturmaktadır. Elde edilen sonuçlar, ilerleyen çalışmalarda daha kapsamlı karar destek sistemlerine entegre

edilebilecek yapay zekâ tabanlı modellerin potansiyelini göstermesi açısından önem taşımaktadır.

Önerilen iki aşamalı yaklaşımın çalışmanın özgün yönlerinden biri olduğu değerlendirilmektedir. Geleneksel makine öğrenmesi yöntemleri ile derin öğrenme tabanlı mimarilerin aynı problem bağlamında karşılaştırılması, yalnızca sınıflandırma performanslarının değil, aynı zamanda öğrenilen özniteliklerin niteliğinin de değerlendirilmesine olanak tanımıştır. Bu sayede, derin öğrenme modellerinin bina cephe görüntülerinde yer alan karmaşık yapısal ipuçlarını nasıl temsil ettiği daha açık biçimde gözlemlenebilmiştir.

Gelecekte yapılacak çalışmalarda, bu tez kapsamında temel alınan ResNet mimarisinin; U-Net, YOLOv5, EfficientNet ve Mask R-CNN gibi farklı derin öğrenme yaklaşımlarıyla karşılaştırmalı olarak incelenmesi önerilmektedir. Bu tür karşılaştırmalar, özellikle belirli yapısal düzensizliklerin (yumuşak kat, çıkma, düşey düzensizlik gibi) algılanmasında mimari farklılıkların etkisini daha ayrıntılı biçimde ortaya koyabilir. Ayrıca, model seçim sürecinin yalnızca genel performans ölçütlerine değil, belirli risk göstergelerinin algılanma başarısına göre yapılması mümkün hale gelebilecektir.

Buna ek olarak, açıklanabilir yapay zekâ (Explainable AI) tekniklerinin modele entegre edilmesi, sınıflandırma kararlarının hangi görsel ipuçlarına dayanılarak verildiğinin anlaşılmasına katkı sağlayabilir. Bu tür yaklaşımlar, özellikle mühendislik temelli değerlendirmelerde model çıktılarının yorumlanabilirliğini artırarak, yapay zekâ sistemlerine duyulan güvenin güçlenmesine yardımcı olabilir.

Uygulama perspektifi açısından değerlendirildiğinde, geliştirilen sistemin mobil platformlara uyarlanması ve konum bilgileriyle birlikte kullanılması, saha ölçeğinde hızlı ön değerlendirme yapılmasına imkân tanıyabilir. Bu tür bir uygulama, şehir ölçeğinde bina risk dağılımlarının belirlenmesine ve öncelikli müdahale alanlarının tespit edilmesine katkı sağlayabilir. Ayrıca, iki boyutlu cephe görselleriyle sınırlı analizlerin ötesine geçilerek üç boyutlu veri kaynaklarının (fotogrametri, LiDAR veya benzeri teknolojiler) kullanılması, geometrik düzensizliklerin ve yapısal karmaşıklıkların daha hassas biçimde incelenmesini mümkün kılabilir.

Son olarak, modelin doğruluk düzeyi, genelleme kabiliyeti ve saha koşullarındaki uygulanabilirliği açısından daha geniş ve çeşitlendirilmiş veri setleriyle desteklenmesi gerektiği değerlendirilmektedir. Farklı iklim koşulları, cephe malzemeleri, mimari tipolojiler ve görüntüleme açılarını içeren ek verilerin kullanılması, modelin temsil gücünü ve kararlılığını artıracaktır. Özellikle orta düzey yapısal kalite, kısmi çıkma veya sınır durum niteliği taşıyan yapıların yer aldığı sınıflarda etiketleme sürecinin daha sistematik hale getirilmesi, model çıktılarındaki belirsizliğin azaltılmasına ve daha güvenilir sonuçlar elde edilmesine katkı sağlayacaktır.

Bu yönleriyle tez çalışması, görüntü tabanlı hızlı yapısal risk değerlendirme yaklaşımlarına katkı sunmakta; yapay zekâ tabanlı yöntemlerin deprem öncesi risk azaltma stratejilerinde kullanılabilirliğine yönelik önemli bir başlangıç noktası oluşturmaktadır.

KAYNAKLAR DİZİNİ

Ademović, N., Kalman Šipoš, T., ve Hadzima-Nyarko, M. (2020). Rapid assessment of earthquake risk for Bosnia and Herzegovina. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 18(5), 1835–1863. https://doi.org/10.1007/s10518-019-00775-1

Afet ve Acil Durum Yönetimi Başkanlığı. (2023). 06 Şubat 2023 Pazarcık–Elbistan (Kahramanmaraş) Mw: 7.7–Mw: 7.6 depremleri raporu (Rapor No: —). *Deprem ve Risk Azaltma Genel Müdürlüğü, Deprem Dairesi Başkanlığı.*

Afzal, F., Yunfei, S., Nazir, M., Bhatti, S. M. (2019). A review of artificial intelligence-based risk assessment methods for capturing complexity–risk interdependencies: *Cost overrun in construction projects. International Journal of Managing Projects in Business*, 13(5), 1070–1090. https://doi.org/10.1108/IJMPB-02-2019-0047

Ahmad, N., Ali, Q., Crowley, H., Pinho, R. (2014). Earthquake loss estimation of residential buildings in Pakistan. *Natural Hazards*, 73(3), 1889–1955. https://doi.org/10.1007/s11069-014-1174-8

Ahmed, S., Abarca, A., Perrone, D., Monteiro, R. (2022). Large-scale seismic assessment of RC buildings through rapid visual screening. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 80, Article 103219. https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2022.103219

Akkar, S., Sucuoğlu, H., and Yakut, A. (2005). Displacement–based fragility functions for low and mid–rise ordinary concrete buildings, Earthquake Spectra, 21(4), 901–927.

Al-Khudhairy, D. H. A., Caravaggi, I., Giada, S. (2005). Structural damage assessments from Ikonos data using change detection, object-oriented segmentation, and classification techniques. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 71(7), 825–837 https://doi.org/10.14358/PERS.71.7.825

Al-Nimry, H., Resheidat, M., Qeran, S. (2015). Rapid assessment for seismic vulnerability of low and medium-rise infilled RC frame buildings. *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 14(2), 275–293. https://doi.org/10.1007/s11803-015-0023-4

Albahri, A. S., Khaleel, Y. L., Habeeb, M. A., Ismael, R. D., Hameed, Q. A., Deveci, M., Homod, R. Z., Albahri, O. S., Alamoodi, A. H., Alzubaidi, L. (2024). A systematic review of trustworthy artificial intelligence applications in natural disasters. *Computers and Electrical Engineering*, 118, 109409. https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2024.109409

Ali, M. U., Khan, S. A., Anwar, M. Y., Maqbool, U. (2019). Seismic vulnerability of non-ductile RC buildings in Pakistan through stochastic analysis of design/construction deficiencies. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 17(2), 759–780. https://doi.org/10.1007/s10518-018-0469-7

Alisjahbana, I., Li, J., Strong, B. M., Zhang, Y. (2024). DeepDamageNet: A two-step deep-learning model for multi-disaster building damage segmentation and classification using satellite imagery [Preprint]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.04800.

Altunışık, A. C., Önalan, F., Sunca, F. (2023). A parametric study on damage assessment of RC buildings subjected to blast loading. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 48(6), 5115–5137. https://doi.org/10.1007/s13369-022-07331-1

KAYNAKLAR DİZİNİ

Arashpour, M., Ngo, T., Li, H. (2020). Scene understanding in construction and buildings using image processing methods: A comprehensive review and a case study. *Journal of Building Engineering*, 33, 101672. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2020.101672

Aroquipa, H., Hurtado, A. (2022). Seismic resilience assessment of buildings: A simplified methodological approach through conventional seismic risk assessment. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 77, 103047. https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2022.103047

Aşık, F. M. (2025). Evrişimli sinir ağları ile mevcut betonarme binalarda yükseklik, yumuşak kat ve kısa kolon tespiti (Doktora tezi). İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, Konya, Türkiye.

Awange, J. L. (2018). Disaster Management. *In Environmental Science and Engineering (Subseries: Environmental Science)* (pp. 351–386). Springer.

Awange, J. L., Kiema, J. B. K. (2019). Disaster monitoring and management. *In Environmental Science and Engineering* (pp. 553–578). *Springer.* https://doi.org/10.1007/978-3-642-34085-7_26

Ay, B. Ö. (2006). Türkiye'deki az ve orta katlı betonarme çerçeveli binaların hasargörebilirliğinin incelenmesi [Yüksek lisans tezi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi]. Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi. https://hdl.handle.net/11511/50526

Azizi, A. (2024). A survey of seismic risk assessment using OpenQuake [Preprint]. *ResearchGate*. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.21746.11202

Azizi, A., Yaghoobi, M., Kamel, R. (2023). Earthquake risk assessment using OpenQuake and GIS: A case study of Cyprus [Preprint]. *Research Square*. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3140149/v1

Baba Hamed, F. Z., Rahal, D. D., Rahal, F. (2013). Seismic risk assessment of Algerian buildings in urban area. *Journal of Civil Engineering and Management*, 19(3), 348–363. https://doi.org/10.3846/13923730.2012.744772

Badawy, A., Gaber, H., Ibrahim, H. (2015). Earthquake risk assessment of Alexandria, Egypt. *Journal of Seismology*, 19(1), 159–170. https://doi.org/10.1007/s10950-014-9456-x

Bakhshi, A., Bahar, O., Vazirizade, S. M. (2018). Structural damage detection using ensemble empirical mode decomposition, Hilbert transform and artificial neural networks [Preprint]. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1812.02724

Baltacıoğlu, A., Akgöz, B., Civalek, Ö., Korkmaz, K. (2010). Deprem Hasarlarının Hızlı Tespitinde Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı. *Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi*, 1(1), 22-27.

Baryannis, G., Validi, S., Dani, S., Antoniou, G. (2019). Supply chain risk management and artificial intelligence: State of the art and future research directions. *International Journal of Production Research*, 57(7), 2179–2202.

Baycan, A. (2004). ACT-20 yöntemi ile mevcut yapıların deprem riskinin hızlı değerlendirilmesi. İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul.

KAYNAKLAR DİZİNİ

Baytan, Y., Soyluk, K., Aydın, A. C. (2005). P25 yöntemi ile betonarme yapıların hızlı deprem değerlendirmesi. *Teknik Dergi,* 16(4), 3737–3754.

Bazzurro, P., Gomez, I., Park, J., Duggan, D. (2012). Probabilistic seismic risk assessment for Pacific Island countries. *In Proceedings of the 15th World Conference on Earthquake Engineering (15WCEE),* Lisbon, Portugal.

Beckmann, H., Simpson, D. M. (2006). Risk assessment and GIS in natural hazards: Issues in the application of HAZUS. *International Journal of Risk Assessment and Management*, 6(4–6), 408–422.

Bektaş, N., Kegyes-Brassai, O. (2022). Conventional RVS methods for seismic risk assessment for estimating the current situation of existing buildings: A state-of-the-art review. *Sustainability*, 14(5), 2583.

Bektaş, N., Kegyes-Brassai, O. (2023). Development in fuzzy logic-based rapid visual screening method for seismic vulnerability assessment of buildings. *Geosciences*, 13(1), 6.

Bektaş, N., Kegyes-Brassai, O. (2024). Enhancing seismic assessment and risk management of buildings: A neural network-based rapid visual screening method development. *Engineering Structures*, 304, 117606.

Bhuyan, K., Westen, C.V., Wang, J., Meena, S. R. (2023). Mapping and characterising buildings for flood exposure analysis using open-source data and artificial intelligence. *Natural Hazards,* 119(2), 805–835. https://doi.org/10.1007/s11069-022-05612-4

Bingöl, K. (2020). Depreme dayanıklı mimari tasarım aşamasında derin öğrenme ve görüntü sınıflama yöntemi ile burulma düzensizliği tespiti [Yüksek lisans tezi, Konya Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü].

Binici, B., Yakut, A., Canbay, E., Akpinar, U., Tuncay, K. (2022). Identifying buildings with high collapse risk based on Samos earthquake damage inventory in İzmir. *Bulletin of Earthquake Engineering,* 20(17), 7853–7872. https://doi.org/10.1007/s10518-021-01289-5

Binici, B., Yakut, A., Kadas, K., Demirel, O., Akpinar, U., Canbolat, A., Yurtseven, F., Oztaskin, O., Aktas, S., Canbay, E. (2023). Performance of RC buildings after Kahramanmaraş earthquakes: Lessons toward performance-based design. *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 22(4), 883–894. https://doi.org/10.1007/s11803-023-2206-8

Borzi, B., Faravelli, M., Di Meo, A. (2020). Application of the SP-BELA methodology to RC residential buildings in Italy to produce seismic risk maps for the national risk assessment. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 19(8), 3185–3208. https://doi.org/10.1007/s10518-020-00953-6

Boutaraa, Z., Negulescu, C., Arab, A., Sedan, O. (2018). Buildings vulnerability assessment and damage seismic scenarios at urban scale: Application to Chlef City (Algeria). *KSCE Journal of Civil Engineering,* 22(10), 3948–3960. https://doi.org/10.1007/s12205-018-0961-2

KAYNAKLAR DİZİNİ

Boyd, M., Wilson, N. (2017). Rapid developments in artificial intelligence: How might the New Zealand government respond? *Policy Quarterly*, 13(4), 36–49. https://doi.org/10.26686/pq.v13i4.4619

Bošković, M., Bursać, P., Marinković, M. (2024, July). Analysis of seismic risk assessment methods and their application to Belgrade (Serbia) neighborhood [Conference paper]. University of Belgrade.

Bruni, M. E., Khodaparasti, S., Beraldi, P. (2019). The selective minimum latency problem under travel time variability: An application to post-disaster assessment operations. *Omega*, 102, 102154. https://doi.org/10.1016/j.omega.2019.102154

Bruno, S., Galantucci, R. A., Musicco, A. (2023). Decay detection in historic buildings through image-based deep learning. *VITRUVIO – International Journal of Architectural Technology and Sustainability*, 8(Special Issue 1), 6–17. https://doi.org/10.4995/vitruvio-ijats.2023.18662

Bülbül, M. A., Harirchian, E., Işık, M. F., Aghakouchaki Hosseini, S. E., Işık, E. (2022). A hybrid ANN–GA model for an automated rapid vulnerability assessment of existing RC buildings. *Applied Sciences*, 12(10), 5138. https://doi.org/10.3390/app12105138

Canlar Durmaz, R. (2010). İnşaat sektöründe bulanık risk değerlendirmesi uygulaması [Yüksek lisans tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü]

Carpanese, P. (2023). Seismic risk assessment at a territorial scale based on machine learning [Doctoral dissertation, University of Padova]. Department of Geosciences, Ph.D. Course in Geosciences, Series XXXV.

Chen, F.-C., Subedi, A., Jahanshahi, M. R., Johnson, D. R., Delp, E. J. (2022). Deep learning–based building attribute estimation from Google Street View images for flood risk assessment using feature fusion and task relation encoding. *Journal of Computing in Civil Engineering,* 36(6), 04022031. https://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0001025

Chen, K., Reichard, G., Xu, X., Akanmu, A. (2021). Automated crack segmentation in close-range building façade inspection images using deep learning techniques. *Journal of Building Engineering,* 43, 102913. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.102913

Chen, R., Li, X., Li, J. (2018). Object-based features for house detection from RGB high-resolution images. *Remote Sensing,* 10(3), 451. https://doi.org/10.3390/rs10030451

Cheng, C.-S., Behzadan, A. H., Noshadravan, A. (2022). Uncertainty-aware convolutional neural network for explainable artificial intelligence-assisted disaster damage assessment. *Structural Control and Health Monitoring*, 29(8), e3019. https://doi.org/10.1002/stc.3019

Chiou, T. C., Hwang, S. J., Chung, L. L., Tu, Y. S., Shen, W. C., Weng, P. W. (2017, January 9–13). Preliminary seismic assessment of low-rise reinforced concrete buildings in Taiwan [Conference paper]. *16th World Conference on Earthquake Engineering (16WCEE)*, Santiago, Chile. https://doi.org/10.1080/15732479.2021.2012208

Chopra, A. K. (2017). *Dynamics of structures: Theory and applications to earthquake engineering* (5th ed.). Pearson Education, Upper Saddle River, NJ.

KAYNAKLAR DİZİNİ

Chiu, C.-K., Sung, H.-F., Chiou, T.-C. (2022). Post-earthquake preliminary seismic assessment method for low-rise RC buildings in Taiwan. *Journal of Building Engineering,* 46, 103709. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.103709

Coburn, A., Spence, R. (2002). Earthquake protection (2nd ed.). John Wiley, Sons, Chichester.

Comerford, J. B., Salvaneschi, P., Lazzari, M., Bonaldi, P., Ruggeri, G., Fanelli, M., Giuseppetti, G., Mazzà, G. (1992). The role of AI technology in the management of dam safety: The DAMSAFE system. *Dam Engineering*, 3(4), 199-214.

Coskun, O., Aldemir, A. (2023). Machine learning network suitable for accurate rapid seismic risk estimation of masonry building stocks. *Natural Hazards*, 115(1), 261–287. https://doi.org/10.1007/s11069-022-05553-y

Coskun, O., Aldemir, A., Sahmaran, M. (2020). Rapid screening method for the determination of seismic vulnerability assessment of RC building stocks. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 18(4), 1401–1416. https://doi.org/10.1007/s10518-019-00751-9

Crespo, C., Armesto, J., González-Aguilera, D., Arias, P. (2010). Damage detection on historical buildings using unsupervised classification techniques. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences,* 38(5), Commission V Symposium, Newcastle upon Tyne, UK.

Çelik, D., Erol, H. (2025, July 12–13). Rapid risk assessment from building façade images using artificial neural networks [Conference presentation]. *7th Bilsel International Truva Scientific Researches and Innovation Congress*, Çanakkale, Türkiye.

Del Zoppo, M., Di Ludovico, M., Prota, A. (2022). A mechanics-based method towards risk assessment of RC buildings under tsunami and flow-type hazards. *Engineering Structures*, 264, 114452. https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2022.114452

Demartinos, K., Dritsos, S. (2006). First-level pre-earthquake assessment of buildings using fuzzy logic. *Earthquake Spectra*, 22(4) 865–885. https://doi.org/10.1193/1.2358176

Demirbaş, N., Durucan, C., Şahin, H. (2022). An energy-based method to calculate the vulnerability scores of RC buildings for rapid structural assessment methods. *Structures*, 41, 147 158. https://doi.org/10.1016/j.istruc.2022.05.005

Deng, L., Wang, Y. (2022). Post-disaster building damage assessment based on improved U-Net. *Scientific Reports,* 12, 15862. https://doi.org/10.1038/s41598-022-20114-w

Dimyati, M., Fauzy, A., Putra, A. S. (2019). Remote sensing technology for disaster mitigation and regional infrastructure planning in urban area: A review. *TELKOMNIKA,17(2),601–608.* https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v17i2.12242

Dolce, M., Kappos, A. J., Masi, A., Penelis, G., & Vona, M. (2006). Vulnerability assessment and earthquake damage scenarios of the building stock of Potenza (Southern Italy) using Italian and Greek methodologies. *Engineering Structures,* 28(3), 357–371. https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2005.08.009

KAYNAKLAR DİZİNİ

Duarte, D., Nex, F., Kerle, N., Vosselman, G. (2018). Satellite image classification of building damages using airborne and satellite image samples in a deep learning approach. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information.* https://doi.org/10.5194/isprs-annals-IV-2-89-2018

Ehrlich, D., Melchiorri, M., Florczyk, A. J., Pesaresi, M., Kemper, T., Corbane, C., Freire, S., Schiavina, M., Siragusa, A. (2018). Remote sensing derived built-up area and population density to quantify global exposure to five natural hazards over time. *Remote Sensing*, 10(9), 1378. https://doi.org/10.3390/rs10091378

Ehrlich, D., Zeug, G., Gallego, J., Gerhardinger, A., Caravaggi, I., Pesaresi, M. (2010). Quantifying the building stock from optical high-resolution satellite imagery for assessing disaster risk. *Geocarto International*, 25(4), 281–293. https://doi.org/10.1080/10106040903521829

Ekici, M. Y. (2022). Mevcut Betonarme Binaların Hızlı Sismik Değerlendirilmesinde Kullanılan Bazı Geometrik Parametrelerin Ön Eğitimli Konvolüsyonel Sinir Ağları ile Belirlenmesi. Konya Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü. https://hdl.handle.net/20.500.13091/3509

Elnashai, A. S., Jeong, S.-H. (2009). Rapid probabilistic assessment of structural systems in earthquake regions. *The 1755 Lisbon earthquake: Revisited* (pp. 301–318). *Springer.* https://doi.org/10.1007/978-1-4020-8609-0_21

Erdik, M. (2017). Earthquake risk assessment. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 15(12), 5055–5092. https://doi.org/10.1007/s10518-017-0235-2

Erdik, M., Sesetyan, K., Demircioğlu, M. B., Hancılar, U., Zülfikar, C. (2010). Rapid earthquake loss assessment after damaging earthquakes. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering,* 31(2), 247–266. https://doi.org/10.1016/j.soildyn.2010.03.009

Ersoy, U., Koçak, A. (2000). Betonarme yapıların deprem davranışı. *Literatür Yayıncılık,* İstanbul.

Esmaiel, A., Abdrabo, K. I., Saber, M., Sliuzas, R. V., Atun, F., Kantoush, S. A., Sumi, T. (2022). Integration of flood risk assessment and spatial planning for disaster management in Egypt. *Progress in Disaster Science*, 15, 100245. https://doi.org/10.1016/j.pdisas.2022.100245

Fajfar, P. ve Dolšek, M., (2012). Simplified probabilistic seismic performance assessment of plan-asymmetric buildings. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 41*(5), 887–907. https://doi.org/10.1002/eqe.1160

FEMA. (2002). Rapid visual screening of buildings for potential seismic hazards: A handbook (2nd ed., FEMA 154). *Applied Technology Council.*

FEMA. (2012). Rapid visual screening of buildings for potential seismic hazards (FEMA P-154). *Federal Emergency Management Agency, Washington, DC.*

Femin, A., Biju, K. S. (2020, June 12–13). Accurate detection of buildings from satellite images using CNN. *In Proceedings of the 2nd International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE 2020).* IEEE. Istanbul, Turkey.

KAYNAKLAR DİZİNİ

Fernández, R., Yamin, L., D'Ayala, D., Adhikari, R., Reyes, J. C., Echeverry, J., Fuentes, G. (2022). A simplified component-based methodology for the seismic vulnerability assessment of school buildings using nonlinear static procedures: Application to RC school buildings. *Bulletin of Earthquake Engineering,* 20(12), 6555–6585.

Ferrer, B., Pomares, J. C., Irles, R., Espinosa, J., Mas, D. (2013). Image processing for safety assessment in civil engineering. *Applied Optics*, 52(18), 4385–4390.

Fikri, R., Dizhur, D., Ingham, J. (2019). Typological study and statistical assessment of parameters influencing earthquake vulnerability of commercial RCFMI buildings in New Zealand. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 17(5), 2011–2036. https://doi.org/10.1007/s10518-018-00523-x

Firmansyah, H. R., Sarli, P. W., Twinanda, A. P., Santoso, D., Imran, I. (2024). Building typology classification using convolutional neural networks utilizing multiple ground-level image process for city-scale rapid seismic vulnerability assessment. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 127, 107824. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107824

Gaetani d'Aragona, M., Polese, M., Cosenza, E., Prota, A. (2019). Simplified assessment of maximum interstory drift for RC buildings with irregular infills distribution along the height. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 17(2), 707–736. https://doi.org/10.1007/s10518-018-0473-y

Gao, Y., Mosalam, K. M. (2020). PEER Hub ImageNet: A large-scale multiattribute benchmark data set of structural images. *Journal of Structural Engineering*, 146(10), 04020198. https://doi.org/10.1061/(ASCE)ST.1943-541X.0002745

Garip, Z. Ş. (2011). Yapay sinir ağları ile mevcut yapıların deprem riski açısından durum tespiti. Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, Yapı Bilim Dalı.

Geiß, C., Taubenböck, H., Tyagunov, S., Tisch, A., Post, J., Lakes, T. (2014). Assessment of seismic building vulnerability from space. *Earthquake Spectra,* 30(4), 1553–1583. https://doi.org/10.1193/121812EQS350M

Gerim, V., Erener, A. (2018). LIDAR verileri ile desteklenmiş ortofoto görüntülerinden bina tespiti performans değerlendirilmesi: İstanbul, Küçükçekmece örneği. *Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 1(2), 53–61.

Girshick, R. (2015). Fast R-CNN. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2015)* (pp. 1440–1448). IEEE. https://doi.org/10.48550/arXiv.1504.08083

Gómez, M. A., Díaz-Segura, E. G., & Vielma, J. C. (2021). Nonlinear numerical assessment of the seismic response of hillside RC buildings. *Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 20*(2), 423–440. https://doi.org/10.1007/s11803-021-2029-4

KAYNAKLAR DİZİNİ

Goode, E.-J., Thomas, E., Landeg, O., Duarte-Davidson, R., Hall, L., Roelofs, J., Schulpen, S., De Bruin, A., Wigenstam, E., Liljedahl, B., Waleij, A., Simonsson, L., Göransson Nyberg, A. (2021). Development of a rapid risk and impact assessment tool to enhance response to environmental emergencies in the early stages of a disaster: A tool developed by the European Multiple Environmental Threats Emergency Network (EMETNET) project. *International Journal of Disaster Risk Science*, 12(4), 528–539. https://doi.org/10.1007/s13753-021-00352-8

Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2016). Deep learning. *MIT Press*. https://doi.org/10.1007/s10710-017-9314-z

Goulet, J. A., Michel, C., Der Kiureghian, A. (2015). Data-driven post-earthquake rapid structural safety assessment. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 44(4), 549–562. https://doi.org/10.1002/eqe.2541

Gouveia, F., Silva, V., Lopes, J., Moreira, R. S., Torres, J. M., Simas Guerreiro, M. (2024). Automated identification of building features with deep learning for risk analysis. *Discover Applied Sciences*, 6, 466. https://doi.org/10.1007/s42452-024-06070-2

Gómez, M. A., Díaz-Segura, E. G., Vielma, J. C. (2021). Nonlinear numerical assessment of the seismic response of hillside RC buildings. *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 20(2), 423–440. https://doi.org/10.1007/s11803-021-2029-4

Gonzalez, R. C., Woods, R. E. (2008). Digital image processing (3rd ed.). *Pearson.* https://doi.org/10.1117/1.3115362

Görgün, H., Kaya, D. (2017). Hızlı sismik performans değerlendirme yöntemi. Dicle Üniversitesi Fakültesi Mühendislik Dergisi, 8(4), 685-694.

Gültekin, B., Doğan, G. (2021). İnşaat mühendisliğinde yapay zekâ çalışmaları. *İleri Mühendislik Çalışmaları ve Teknolojileri Dergisi*, 2(2), 117–138.

Hansapinyo, C., Latcharote, P., Limkatanyu, S. (2020). Seismic building damage prediction from GIS-based building data using artificial intelligence system. *Frontiers in Built Environment*, 6, 576919. https://doi.org/10.1117/1.3115362

Harirchian, E., Aghakouchaki Hosseini, S. E., Jadhav, K., Kumari, V., Rasulzade, S., Işık, E., Wasif, M., Lahmer, T. (2021a). A review on application of soft computing techniques for the rapid visual safety evaluation and damage classification of existing buildings. *Journal of Building Engineering*, 43, 102536. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.102536

Harirchian, E., Jadhav, K., Kumari, V., Lahmer, T. (2021b). ML-EHSAPP: A prototype for machine learning-based earthquake hazard safety assessment of structures by using a smartphone app. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*. Advance online publication. https://doi.org/10.1080/19648189.2021.1892829

Harirchian, E., Kumari, V., Jadhav, K., Das, R. R., Rasulzade, S., Lahmer, T. (2020a). A machine learning framework for assessing seismic hazard safety of reinforced concrete buildings. *Applied Sciences*, 10(20), 7153. https://doi.org/10.3390/app10207153 [a]

KAYNAKLAR DİZİNİ

Harirchian, E., Lahmer, T., Rasulzade, S. (2020b). Earthquake hazard safety assessment of existing buildings using optimized multi-layer perceptron neural network. *Energies,* 13(8), 2060. https://doi.org/10.3390/en13082060 [b]

Hatır, M. E., Barstugan, M., Ince, I. (2020). Deep learning-based weathering type recognition in historical stone monuments. Journal of Cultural Heritage. *Advance online publication*. https://hdl.handle.net/20.500.13091/705

He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., Girshick, R. (2017). Mask R-CNN. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2017)* (pp. 2961–2969). IEEE. https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.06870

He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 770–778. https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90

Hernández, J., Marcotegui, B. (2009). Morphological segmentation of building façade images. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2009)* (pp. 77–80). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICIP.2009.5413756

Huang, J., Yang, Y., Yang, Y., Fang, Z., Wang, H. (2022). Risk assessment of urban rainstorm flood disaster based on land use/land cover simulation. *Hydrological Processes,* 36(12), e14771. https://doi.org/10.1002/hyp.14771

Huyck, C., Verrucci, E., Bevington, J. (2014). Remote sensing for disaster response: A rapid, image-based perspective.In J. P. Terry (Ed.), Earthquake hazard, risk, and disasters (pp. 1–22). *Elsevier.* https://doi.org/10.1016/B978-0-12-394848-9.00001-8

Işık, M. F., Avcil, F., Harirchian, E., Bülbül, M. A., Hadzima-Nyarko, M., Işık, E., İzol, R., Radu, D. (2023). A hybrid artificial neural network–particle swarm optimization algorithm model for the determination of target displacements in mid-rise regular reinforced-concrete buildings. *Sustainability,* 15(12), 9715. https://doi.org/10.3390/su15129715

İBB. (2003). İstanbul Deprem Master Planı, İstanbul Büyükşehir Belediyesi Deprem ve Zemin İnceleme Müdürlüğü, İstanbul.

İlki, A., Comert, M., Demir, C., Orakcal, K., Ulugtekin, D., Tapan, M., Kumbasar, N. (2014). Performance based rapid seismic assessment method (PERA) for reinforced concrete frame buildings. *Advances in Structural Engineering,* 17(3), 439–459. https://doi.org/10.1260/1369-4332.17.3.439

İlki, A., Vulaş, Y. (2014). Mevcut betonarme binaların performansa dayalı hızlı değerlendirilmesi: PERA yöntemi. *İstanbul Teknik Üniversitesi Yayınları*, İstanbul. http://hdl.handle.net/11527/6711

İşbir, B., Kaya, A. (2022). Güvenlik ve Acil Durum Koordinasyon Merkezi (GAMER) ve yapay zekânın afetlerde uygulanabilirliği. *Afet ve Risk Dergisi*, 5(2), 601–622. https://doi.org/10.35341/afet.1102768

Jaiswal, K. S. (2008). Developing a global building inventory for earthquake loss assessment and risk management. *In Proceedings of the 14th World Conference on Earthquake Engineering* (Paper No. 05-02-0033). Beijing, China: International Association for Earthquake Engineering.

KAYNAKLAR DİZİNİ

Jaiswal, S. K., Agrawal, R. (2024). A comprehensive review of YOLOv5: Advances in real-time object detection.*International Journal of Innovative Research in Computer Science and Technology (IJIRCST)*, 12(3), 75–80. https://doi.org/10.55524/ijircst.2024.12.3.12

Jena, R. (2021). Development of semi-quantitative earthquake risk assessment models using machine learning, multi-criteria decision-making, and GIS [Doctoral dissertation, University of Technology Sydney]. University of Technology Sydney Repository.

Jia, J., Ye, W. (2023). Deep learning for earthquake disaster assessment: Objects, data, models, stages, challenges, and opportunities. *Remote Sensing*, 15(16), 4098. https://doi.org/10.3390/rs15164098

Jiang, Y., Nan, Z., Yang, S. (2013). Risk assessment of water quality using Monte Carlo simulation and artificial neural network method. Journal of Environmental Management, 122, 130–136. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2013.03.015

Kalfarisi, R., Wu, Z. Y., Soh, K. (2020). Crack detection and segmentation using deep learning with 3D reality mesh model for quantitative assessment and integrated visualization. *Journal of Computing in Civil Engineering, 34*(3), 04020010. https://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000890

Kalman Šipoš, T., Hadzima-Nyarko, M. (2017). Relative rapid seismic risk assessment. *International Journal of Disaster Risk Reduction,* 24, 348–360. https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2017.06.025

Kaplan, O., Guney, Y., Topcu, A., Ozcelikors, Y. (2018). A rapid seismic safety assessment method for mid-rise reinforced concrete buildings. *Bulletin of Earthquake Engineering,* 16(2), 889–915. https://doi.org/10.1007/s10518-017-0229-0

Karaca, M. (2023). Yapay zekâ tabanlı stratejik afet yönetimi: Verilerin tam kullanımı. *Afet ve Risk Dergisi,* 6(4), 1312–1331. https://doi.org/10.35341/afet.1324323

Karaman, H., Şahin, M. (2009). Zeytinburnu ilçesi için deprem hasar tahmini çalışması. *İTÜ Dergisi/d Mühendislik*, 8(3), 91–101.

Karaman, H. (2009). *HAZTURK:* Türkiye için deprem hasar ve risk tahmin modeli. Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Ankara.

Karaçay, T. (2022). Derin öğrenme ile beton yapılarda otonom çatlak tespiti. *El-Cezerî Fen ve Mühendislik Dergisi*, 9(2), 607–624.

Keskenler, M. F., Keskenler, E. F. (2017). Geçmişten günümüze yapay sinir ağları ve tarihçesi. *Takvim-i Vekayi*, 5(2), 8–18.

Kıbrıs, M. E. (2022). Doğal afet risklerinin azaltılmasında yapay zekâ uygulamaları. *ResearchGate Preprint.*

Kılıç, M., Köçer, M. S. (2024, December). Akıllı şehir yaklaşımlarıyla İl Afet Risk Azaltma Planlarının (İRAP) incelenmesi: Konya ve İstanbul örneği. *In Proceedings of the International Conference on Smart and Sustainable Urban Development*, Ardahan University, Ardahan, Türkiye.

KAYNAKLAR DİZİNİ

Kim, B., Cho, S. (2019). Image-based concrete crack assessment using mask and region-based convolutional neural network. *Structural Control and Health Monitoring,* 26(8), e2381. https://doi.org/10.1002/stc.2381

Kim, T., Song, J., Kwon, O.-S. (2020). Pre- and post-earthquake regional loss assessment using deep learning. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics,* 49(12), 1187–1208. https://doi.org/10.1002/eqe.3258

Kocaman, H., Garip, Z., Özden, A. (2023, January 28–31). Derin öğrenmeye dayalı nesne tanıma yöntemi ile hava fotoğrafı üzerinden karşılaştırmalı bina tespiti. *In Proceedings of the 2nd International Conference on Innovative Academic Studies (ICIAS 2023),* Konya, Türkiye.

Korkmaz, K. A. (2009). Earthquake disaster risk assessment and evaluation for Turkey. *Environmental Geology,* 57(2), 307–320. https://doi.org/10.1007/s00254-008-1439-1

Korkmaz, K. A., Irfanoglu, A., Kayhan, A. H. (2010). Seismic risk assessment of buildings in Izmir, Turkey. *Natural Hazards,* 54(1), 97–119. https://doi.org/10.1007/s11069-009-9455-3

Kornblith, S., Shlens, J., Le, Q. V. (2019). Do better ImageNet models transfer better? *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2661–2671. https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00277

Kostinakis, K., Morfidis, K., Demertzis, K., Iliadis, L. (2018). Classification of buildings' potential for seismic damage by means of artificial intelligence techniques. *Engineering Structures*, 242, 112580. https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.01076

Kovačević, M., Stojadinović, Z., Marinković, D., Stojadinović, B. (2019, June 25–29). Sampling and machine learning methods for a rapid earthquake loss assessment system. In Proceedings of the 11th U.S. National Conference on Earthquake Engineering: Integrating Science, *Engineering & Policy. Earthquake Engineering Research Institute*, Los Angeles, CA.

Kramer, S. L. (1996). Geotechnical earthquake engineering. *Prentice Hall*, Upper Saddle River, NJ.

Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In: NIPS

Kumar, V., Azamathulla, H. M., Sharma, K. V., Mehta, D. J., Maharaj, K. T. (2023). The state of the art in deep learning applications, challenges, and future prospects: A comprehensive review of flood forecasting and management.*Sustainability,* 15(13), 10543. https://doi.org/10.3390/su151310543

Kumari, V., Harirchian, E., Lahmer, T., Rasulzade, S. (2022). Evaluation of machine learning and web-based process for damage score estimation of existing buildings. Buildings, 12(5), 578. https://doi.org/10.3390/buildings12050578

KAYNAKLAR DİZİNİ

Kurmi, P. L., Haldar, P. (2022). Modeling of opening for realistic assessment of infilled RC frame buildings. *Structures,* 37, 1700–1709. https://doi.org/10.1016/j.istruc.2022.05.110

Kurt, D., Güven, İ. T., Erdoğan, H. (2024). Kentlerin depreme dirençliliğinin bina bazlı bölgesel risk dağılımı yöntemi ile incelenmesi: İzmit kenti örneği. *Türk Deprem Araştırma Dergisi*, 6(2), 405–419. https://doi.org/10.46464/tdad.1470901

Kusunoki, K., Teshigawara, M. (2018). Development of a new seismic damage evaluation system based on the capacity spectrum method. *In Proceedings of the 2nd International Workshop on Advanced Materials and Innovative Systems in Structural Engineering: Novel Researches*. University of Tokyo and Nagoya University. https://doi.org/10.1002/2475-8876.1010

Le Cozannet, G., Kervyn, M., Russo, S., Ifejika Speranza, C., Ferrier, P., Foumelis, M., Lopez, T., Modaressi, H. (2020). Space-based Earth observations for disaster risk management. *Surveys in Geophysics,* 41(6), 1209–1235. https://doi.org/10.1007/s10712-020-09586-5

LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. https://doi.org/10.1038/nature14539

Li, J., Hu, Y., Li, J. (2021). Risk assessment of emergency evacuation based on deep learning. *IEEE Access,* 9, 121345–121356. https://doi.org/10.1109/TCSS.2021.3136201

Li, L., Lazaro, J. P. (2024). Design and application of artificial neural network algorithm for digital speckle correlation method. *Journal of Experimental Mechanics and Materials Science,* 12(4), 215–228. https://doi.org/10.62677/IJETAA.2406120

Li, S., Tang, H. (2020). Classification of building damage triggered by earthquakes using decision tree. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, Article 2930515. https://doi.org/10.1155/2020/2930515

Li, S.-Q., Chen, Y.-S., Liu, H.-B., Del Gaudio, C. (2023). Empirical seismic vulnerability assessment model of typical urban buildings. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 21(6), 2217–2257. https://doi.org/10.1007/s10518-022-01585-8

Li, X., Chen, Q., Lai, T., Yang, C., Wang, S., Chen, R. (2019). Weighted feature pyramid networks for object detection. *In Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Parallel & Distributed Processing with Applications, Big Data and Cloud Computing, Sustainable Computing & Communications, Social Computing and Networking (ISPA/BDCloud/SocialCom/SustainCom)* (pp. 1134–1141). IEEE. https://doi.org/10.1109/ISPA-BDCloud-SustainCom-SocialCom48970.2019.00217

Lin, T.-Y., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P., Zitnick, C. L. (2014). Microsoft COCO: Common objects in context. *In Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV 2014)* (pp. 740–755). Springer. https://doi.org/10.48550/arXiv.1405.0312

KAYNAKLAR DİZİNİ

Liu, W., Lei, Y., Zhang, Y., Mi, J., Liu, L. (2021). Detecting structural damage under unknown seismic excitation by deep convolutional neural network with wavelet-based transmissibility data. *Structural Health Monitoring*, 19(6), 1–14. https://doi.org/10.1177/1475921720923081

Liu, Y., Li, L., Zhang, W., Chan, P., Liu, Y. (2019a). Rapid identification of rainstorm disaster risks based on an artificial intelligence technology using the 2DPCA method. *Atmospheric Research*, 226, 1–10. https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.05.006

Liu, Z., Cao, Y., Wang, Y., Wang, W. (2019b). Computer vision-based concrete crack detection using U-net fully convolutional networks. *Automation in Construction,* 104, 129–139. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.04.005

Liu, Z., Cui, S., Yan, Q. (2008). Building extraction from high resolution satellite imagery based on multi-scale image segmentation and model matching. *In Proceedings of the 2008 International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications (pp. 1–6).* IEEE. https://doi.org/10.1109/EORSA.2008.4620321

Ioffe, S., Szegedy, C. (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *ICML*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1502.03167

Luleci, F., Catbas, F. N., Avci, O. (2023). Generative adversarial networks for labeled acceleration data augmentation for structural damage detection. *Journal of Structural Engineering,* 149(3), 04023012. https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.03478

Manahasa, E., Karamuça, B. (2023, March 29–30). An observation of socialist period upper-class multifamily housing in a Tirana central zone. *In Challenges in the Western Balkans: Infrastructure and development in the region (International Conference 2023 IFEES/GEDC/EPOKA, Tirana, Albania).*

Mangalathu, S., Sun, H., Nweke, C. C., Yi, Z., Burton, H. V. (2020). Classifying earthquake damage to buildings using machine learning. *Earthquake Spectra*, 36(1), 183–208.

Mangir, A., Okumus, V. (2023). Pre-earthquake fuzzy logic-based rapid hazard assessment of reinforced concrete buildings. *Case Studies in Construction Materials,* 19, e02534. https://doi.org/10.1016/j.cscm.2023.e02534

Mansouri, B., Kiani, A., Amini-Hosseini, K. (2014). A platform for earthquake risk assessment in Iran: Case studies—Tehran scenarios and Ahar-Varzeghan earthquake. *Journal of Seismology and Earthquake Engineering,* 16(1), 1–16.

Maqsoom, A., Aslam, B., Khalil, U., Mehmood, M. A., Ashraf, H., Siddique, A. (2022). An integrated approach based earthquake risk assessment of a seismically active and rapidly urbanizing area in Northern Pakistan. *Geocarto International,* 37(27), 16043–16073. https://doi.org/10.1080/10106049.2022.2105404

Matikainen, L., Hyyppä, J., Ahokas, E., Markelin, L., Kaartinen, H. (2010). Automatic detection of buildings and changes in buildings for updating of maps. *Remote Sensing,* 2(5), 1217–1248. https://doi.org/10.3390/rs2051217

KAYNAKLAR DİZİNİ

Mavrouli, O., Fotopoulou, S., Pitilakis, K., Zuccaro, G., Corominas, J., Santo, A., Cacace, F., De Gregorio, D., Di Crescenzo, G., Foerster, E., Ulrich, T. (2014). Vulnerability assessment for reinforced concrete buildings exposed to landslides. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment,* 73(2), 265–289. https://doi.org/10.1007/s10064-014-0573-0

Meek, T., Barham, H., Belbafi, N., Kaddour, A., Akhter, T. (2016, September). Managing the ethical and risk implications of rapid advances in artificial intelligence: A literature review. *In Proceedings of PICMET '16: Technology Management for Social Innovation* (pp. 1–8). IEEE. https://doi.org/10.1109/PICMET.2016.7806752

Mendes-Victor, L. A., Oliveira, C. S., Azevedo, J., Ribeiro, A. (Eds.). (2009). The 1755 Lisbon earthquake: Revisited.*Springer.*

Meroño, J. E., Perea, A. J., Aguilera, M. J., Laguna, A. M. (2015). Recognition of materials and damage on historical buildings using digital image classification. *South African Journal of Science*, 111(1/2), Article #2014-0001, 9 pages. http://dx.doi.org/10.17159/ sajs.2015/20140001

Minaee, S., Boykov, Y., Porikli, F., Plaza, A., Kehtarnavaz, N., Terzopoulos, D. (2021). Image segmentation using deep learning: A survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,* 44(7), 3523–3542. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3059968

Mojaddadi, H., Pradhan, B., Nampak, H., Ahmad, N., Ghazali, A. H. (2017). Ensemble machine-learning-based geospatial approach for flood risk assessment using multi-ensor remote-sensing data and GIS. *Geomatics, Natural Hazards and Risk,* 8(2), 1080–1102. https://doi.org/10.1080/19475705.2017.1294113

Morfidis, K., Stefanidou, S., Markogiannaki, O. (2023, March 30). A rapid seismic damage assessment (RASDA) tool for RC buildings based on artificial intelligence algorithms. Preprints. https://doi.org/10.3390/app13085100

Moya, B., Liang, H., Chinesta, F., Chatzi, E. (2025). Post-earthquake rapid assessment of interconnected electrical equipment based on hybrid modelling. *Materials Research Proceedings*, 50, 52–60. https://doi.org/10.21741/9781644903513-6

Munawar, H. S., Hammad, A. W. A., Haddad, A., Soares, C. A. P., Waller, S. T. (2021). Image-based crack detection methods: A review. *Infrastructures,* 6(8), 115. https://doi.org/10.3390/infrastructures6080115

Nanda, R. P., Majhi, D. R. (2013). Review on rapid seismic vulnerability assessment for bulk of buildings. *Journal of the Institution of Engineers (India): Series A,* 94(3), 187–197. https://doi.org/10.1007/s40030-013-0048-5

Nanda, R. P., Paul, N. K., Chanu, N. M. (2019). Seismic loss estimation tool as rapid survey for prioritizing buildings for disaster preparedness: Case study to hospital buildings. *Natural Hazards,* 95(2), 769–781. https://doi.org/10.1007/s11069-018-3518-2

KAYNAKLAR DİZİNİ

Negulescu, C., Smai, F., Quique, R., Hohmann, A., Clain, U., Guidez, R., Tellez-Arenas, A., Quentin, A., Grandjean, G. (2023). VIGIRISKS platform: A web-tool for single and multi-hazard risk assessment. *Natural Hazards*, 115(2), 593–618. https://doi.org/10.1007/s11069-022-05567-6

Nex, F., Duarte, D., Tonolo, F. G., Kerle, N. (2019). Structural building damage detection with deep learning: Assessment of a state-of-the-art CNN in operational conditions. *Remote Sensing,* 11(23), 2765. https://doi.org/10.3390/rs11232765

Neville, A. M. (2011). *Properties of concrete* (5th ed.). *Pearson Education Limited*, London.

Ngo, T.-T., Collet, C., Mazet, V. (2015). Automatic rectangular building detection from VHR aerial imagery using shadow and image segmentation. *In 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)* (pp. 1483–1487). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICIP.2015.7351047

Odabasi, O., Kohrangi, M., Bazzurro, P. (2021). Seismic collapse risk of reinforced concrete tall buildings in Istanbul. *Bulletin of Earthquake Engineering,* 19(15), 6545–6571. https://doi.org/10.1007/s10518-021-01188-9

OECD. (2019). Artificial intelligence in society. *OECD Publishing.* https://doi.org/10.1787/eedfee77-en

Ogie, R. I., Castilla Rho, J., Clarke, R. J. (2018). Artificial intelligence in disaster risk communication: A systematic literature review. *In 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)* (pp. 1088–1093). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICT-DM.2018.8636380

Ouzounov, D., Pulinets, S., Liu, J.-Y., Hattori, K., Han, P. (2018). Multiparameter assessment of pre-earthquake atmospheric signals. *Pre-earthquake processes: A multidisciplinary approach to earthquake prediction studies* (pp. 317–334).

Ozmen, H. B., Inel, M., Akyol, E., Cayci, B. T., Un, H. (2014). Evaluations on the relation of RC building damages with structural parameters after May 19, 2011 Simav (Turkey) earthquake. *Natural Hazards,* 71(1), 63–84. https://doi.org/10.1007/s11069-013-0900-y

Özaydın, E., Amirgan, B., Taşkın, G., Musaoğlu, N. (2024). Derin öğrenme uygulamalarında kullanılan uzaktan algılama verilerinden oluşturulmuş açık kaynaklı bina veri setleri: Karşılaştırmalı değerlendirme. *Geomatik*, 9(1), 1-11. https://doi.org/10.29128/geomatik.1257555

Özkaynak, H., Özsoy Özbay, A. E. (2018). Seismic vulnerability assessment of reinforced concrete buildings located in Esenler District of İstanbul. *Afyon Kocatepe University Journal of Science and Engineering*, 18(015604), 285–294. https://doi.org/10.5578/fmbd.66804

Palancı, M. (2019). Fuzzy rule-based seismic risk assessment of one-story precast industrial buildings. *Earthquake Engineering and Engineering Vibration,* 18(3), 631–648. https://doi.org/10.1007/s11803-019-0526-5

Pan, Y., Zhang, L. (2021). Roles of artificial intelligence in construction engineering and management: A critical review and future trends. *Automation in Construction*, 122, 103517. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103517

KAYNAKLAR DİZİNİ

Partigöç, N. S. (2022). Afet risk yönetiminde yapay zekâ kullanımının rolü. *Bilişim Teknolojileri Dergisi,* 15(4), 401–414. https://doi.org/10.17671/gazibtd.1067831

Paulay, T., Priestley, M. J. N. (1992). Seismic design of reinforced concrete and masonry buildings. *John Wiley & Sons, New York*. https://doi.org/10.1002/9780470172841

Pejovic, J., Jankovic, S. (2016). Seismic fragility assessment for reinforced concrete high-rise buildings in Southern Euro-Mediterranean zone. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 14(1), 185–212. https://doi.org/10.1007/s10518-015-9812-4

Pelizari, P. A., Geiß, C., Aguirre, P., Santa María, H., Merino Peña, Y., Taubenböck, H. (2021). Automated building characterization for seismic risk assessment using street-level imagery and deep learning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 180, 370–386. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.07.004

Perez, H., Tah, J. H. M., Mosavi, A. (2019). Deep learning for detecting building defects using convolutional neural networks. *Sensors,* 19(16), 3556. https://doi.org/10.3390/s19163556

Pillow Contributors. (2023). *Pillow (Version 10.1.0) [Computer software]*. Python Imaging Library. https://python-pillow.org

Plevris, V. (2024). AI-driven innovations in earthquake risk mitigation: A future-focused perspective. *Geosciences,* 14(9), 244. https://doi.org/10.3390/geosciences14090244

Pradhan, S., Li, Y., Sanada, Y. (2022). Seismic performance evaluation and risk assessment of typical reinforced concrete frame buildings with masonry infill and conventional vertical extension in Nepal. *Bulletin of Earthquake Engineering,* 20(2), 853–884. https://doi.org/10.1007/s10518-021-01246-2

Qin, Q., Ma, H., Li, J. (2011). Damage detection and assessment system of roads for decision support for disaster. *Key Engineering Materials*, 467–469, 1144–1149. https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/KEM.467-469.1144

Quan, R. (2014). Risk assessment of flood disaster in Shanghai based on spatial–temporal characteristics analysis from 251 to 2000. *Environmental Earth Sciences,* 73(12), 7607–7618. https://doi.org/10.1007/s12665-014-3360-0

Ravichandran, N., Bidorn, B., Mercan, O., Paneerselvam, B. (2025). Data-driven machine-learning-based seismic response prediction and damage classification for an unreinforced masonry building. *Applied Sciences,* 15(4), 1686. https://doi.org/10.3390/app15041686

Razak, J. A. B. (2022). Application of risk assessment models for seismic risk map [Doctoral dissertation, Universiti Teknologi Malaysia, Malaysia-Japan International Institute of Technology]. Universiti Teknologi Malaysia Institutional Repository.

Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 779–788.

KAYNAKLAR DİZİNİ

Ren, S., He, K., Girshick, R., Sun, J. (2017). Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,* 39(6), 1137–1149. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031

Rojas-Mercedes, N. J., Di Sarno, L., Simonelli, A. L., Penna, A. (2020). Seismic risk of critical facilities in the Dominican Republic: Case study of school buildings. *Soft Computing*, 24(20), 13579–13595. https://doi.org/10.1007/s00500-019-04361-0

Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1505.04597

Sabuncu, A., Sunar, F. (2017). Ortofotolar ile nesne tabanlı görüntü sınıflandırma uygulaması: Van-Erciş depremi örneği. *Doğal Afetler ve Çevre Dergisi*, 3(1), 1–8. https://doi.org/10.21324/dacd.271091

Said, N., Ahmad, K., Riegler, M., Pogorelov, K., Hassan, L., Ahmad, N., Conci, N. (2019). Natural disasters detection in social media and satellite imagery: A survey. *Multimedia Tools and Applications,* 78(23), 31267–31302. https://doi.org/10.48550/arXiv.1901.04277

Samadzadegan, F., Rastiveisi, H. (2008). Automatic detection and classification of damaged buildings using high resolution satellite imagery and vector data. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences,* 38(Part B8), Beijing, China.

Saralıoğlu, E., Güngör, O. (2018). Kitle kaynağın uzaktan algılamada kullanımı. *Engineering Sciences (NWSAENS),* 13(1), Article 1A0399. *Sciences,* 5(2), 89–96. https://doi.org/10.12739/NWSA.2018.13.1.1A0399

SeleniumHQ. (2024*).* Selenium WebDrive documentation. https://www.selenium.dev

Sextos, A. G., Kappos, A. J., & Stylianidis, K. C. (2006). Development of a gis-oriented database for the pre-and post-earthquake assessment of buildings. In *8th US National Conference on Earthquake Engineering 2006* (Vol. 11, pp. 6270-6279)

Sextos, A. G., Kappos, A. J., Stylianidis, K. C. (2008). Computer-aided pre- and post-earthquake assessment of buildings involving database compilation, GIS visualization, and mobile data transmission. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering,* 23(1), 59–73.

Shafapourtehrany, M., Batur, M., Shabani, F., Pradhan, B., Kalantar, B., Özener, H. (2023). A comprehensive review of geospatial technology applications in earthquake preparedness, emergency management, and damage assessment. *Remote Sensing,* 15(7), 1939. https://doi.org/10.3390/rs15071939

Shakya, M. (2015). GNDT II level approach for seismic vulnerability assessment of unreinforced masonry (URM) building stock. *Journal of Science and Engineering*, 3, 21–28. https://doi.org/10.3126/jsce.v3i0.22384

Shendkar, M. R., Kumar, R. P., Mandal, S., Maiti, P. R., Kontoni, D.-P. N. (2021). Seismic risk assessment of reinforced concrete buildings in Koyna-Warna region through EDRI method. *Innovative Infrastructure Solutions,* 6, 141. https://doi.org/10.1007/s41062-021-00505-0

KAYNAKLAR DİZİNİ

Shin, J., Park, S. (2022). Optimum retrofit strategy of FRP column jacketing system for non-ductile RC building frames using artificial neural network and genetic algorithm hybrid approach. *Journal of Building Engineering,* 74, 106902. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2022.104919

Shorten, C., Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data*, *6*(1), 1–48. https://doi.org/10.1186/s40537-019-01970

Siddharth, Sinha, A. K. (2022). Rapid visual screening vulnerability assessment method of buildings: A review. *International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration*, 9(88), 874–905. http://dx.doi.org/10.19101/IJATEE.2021.874605

Singh, D. K., Hoskere, V., Milillo, P. (2025). Multiclass post-earthquake building assessment integrating optical and SAR satellite imagery, ground motion, and soil data with transformers. *Remote Sensing of Environment,* 307, 114093. https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.04664

Sonda, D., Pollini, A. V. (2023). SISMO-Fast: Energy-based method for rapid seismic vulnerability assessment of industrial precast RC buildings. *Procedia Structural Integrity*, *44*, 115–122. https://doi.org/10.1016/j.prostr.2023.01.016

Spence, R. (2007). Saving lives in earthquakes: Successes and failures in seismic protection since 1960. Bulletin of Earthquake Engineering, 5(2), 139–251. https://doi.org/10.1007/s10518-006-9028-8

Sriwastav, R. K. (2022). Seismic vulnerability assessment of RC high-rise building considering soil–structure interaction effects. *Asian Journal of Civil Engineering,* 23(3), 585–608. https://doi.org/10.1007/s42107-022-00443-x

Stewart, D., Sandeman, C., Stehle, J. (2001) Mitigation of earthquake risk to buildings and infrastructure. AGSO Geoscience Australia and Newcastle City Council.

Sucuoğlu, H., Yazgan, U. (2003). *Simple survey procedures for seismic risk assessment in urban building stocks*. In A. Wasti & G. Özcebe (Eds.), Seismic assessment and rehabilitation of existing buildings (pp. 97–118). *Springer.* https://doi.org/10.1007/978-94-010-0021-5_7

Şadan, O. B., Petrini, L., Calvi, G. M. (2013). Direct displacement-based seismic assessment procedure for multi-span reinforced concrete bridges with single-column piers. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics,* 42(7), 1031–1051. https://doi.org/10.1002/eqe2257

Tan, F., Yu, J., Jiao, Y.-Y., Lin, D., Lv, J., Cheng, Y. (2021). Rapid assessment of landslide risk level based on deep learning. Arabian Journal of Geosciences, 14(3), 220. https://doi.org/10.1007/s12517-021-06616-3

Tang, A., Wen, A. (2008). An intelligent simulation system for earthquake disaster assessment. *Computers & Geosciences,* 34(8), 1202–1213. https://doi.org/10.1016/j.cageo.2008.03.003

Tarhan, Ç., Özgür, A. S., Teke, İ., Komesli, M. (2022). Görüntü işleme entegre afet yönetiminde yapay zekâ yöntemi olarak kullanılabilir mi? *Journal of Research in Business*, 7(1), e116–e131. https://doi.org/10.54452/jrb.1025382

KAYNAKLAR DİZİNİ

Tazefidan, C., Eşme, E., Başar, M. E. (2022). Mimarlık alanında yapay zekâ uygulamalarının kullanımına yönelik bir literatür araştırması. Konya Teknik Üniversitesi, Mimarlık ve Tasarım Fakültesi. https://doi.org/10.12739/NWSA.2020.15.2.4C0236

Tesfamariam, S., Goda, K. (2022). Risk assessment of CLT–RC hybrid building: Consideration of earthquake types and aftershocks for Vancouver, British Columbia. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering,* 161, 107420. https://doi.org/10.1016/j.soildyn.2022.107240

Tesfamariam, S., Liu, Z. (2010). Earthquake-induced damage classification for reinforced concrete buildings. *Structural Safety,* 31(5), 450–457. https://doi.org/10.1016/j.strusafe.2009.10.002

Tesfamariam, S., Saatcioglu, M. (2008). Seismic risk assessment of RC buildings using fuzzy synthetic evaluation. *Journal of Earthquake Engineering*, 12(8), 1157–1184. https://doi.org/10.1080/13632460802003785

Torok, M. M., Golparvar-Fard, M., Kochersberger, K. B. (2014). Image-based automated 3D crack detection for post-disaster building assessment. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 28(5), 04014022. https://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000334

Torres, Y., Arranz, J. J., Gaspar-Escribano, J. M., Haghi, A., Martínez-Cuevas, S., Benito, B., Ojeda, J. C. (2019). Integration of LiDAR and multispectral images for exposure and earthquake vulnerability estimation: Application in Lorca, *Spain. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,* 112, 102935. https://doi.org/10.48550/arXiv.1806.11019

Tuğrul, A. T. (2022, Aralık). İnşaat mühendisliğinde yapay zekâ ile optimizasyon (Tezsiz yüksek lisans projesi). Yazılım Mühendisliği Anabilim Dalı, İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi.

Türkiye İstatistik Kurumu. (2025). *Bina istatistikleri*. Türkiye İstatistik Kurumu. https://nip.tuik.gov.tr/?value=BinaIstatistikleri

Tün, M., Pekkan, E., Mutlu, S. (2018). Depremlerde gözlenen etkilerin gönüllü katılımıyla hızlı bir de toplanması. *Eskişehir Teknik Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi B-Teorik Bilimler,* 6(Özel Sayı), 73–86. https://doi.org/10.20290/aubtdb.491185

Ultralytics. (2025). ImageNet classification dataset. https://docs.ultralytics.com/tr/datasets/classify/imagenet/

USGS. (2023). Modified Mercalli Intensity Scale. United States Geological Survey. https://www.usgs.gov

Usta, P., Morova, N., Evci, A., Ergün, S. (2018). Assessment of seismic damage on the existing buildings using fuzzy logic. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering,* 300(1), 012062. https://doi.org/10.1088/1757-899X/300/1/012062

Uygunoğlu, T., Çetingül, F. (2024). Concrete carbonation assessment using image processing technique. *Osmaniye Korkut Ata University Journal of the Institute of Science and Technology,* 7(2), 802–817. https://doi.org/10.47495/okufbed.1332132

KAYNAKLAR DİZİNİ

Van Westen, C. J. (2013). Remote sensing and GIS for natural hazards assessment and disaster risk management. In Treatise on Geomorphology (Vol. 3, pp. 259–298). *Elsevier*. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-374739-6.00051-8

Velázquez, J. C., González-Arévalo, N. E., Díaz-Cruz, M., Cervantes-Tobón, A., Herrera-Hernández, H., Hernández-Sánchez, E. (2022). Failure pressure estimation for an aged and corroded oil and gas pipeline: A finite element study. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 103, 104633. https://doi.org/10.1016/j.jngse.2022.104532

Venkadesh, P., Divya, S. V., Marymariyal, P., Keerthana, S. (2024). Predicting natural disasters with AI and machine learning. *In Artificial Intelligence Applications in Disaster Management and Climate Resilience* (Chapter 3). IGI Global. https://doi.org/10.4018/979-8-3693-3362-4.ch003

Vitanova, M., Bogdanovic, A., Bozinovski, Z., Edip, K., Bojadjieva, J., Delova, E., Zafirov, T. (2022). Seismic performance validation for RC building structures damaged by Durres earthquake, Mw 6.4, 26 November 2019, Albania. Bulletin of Earthquake Engineering, 20(15), 6527–6554. https://doi.org/10.1007/s10518-022-01453-5

Wang, J., Wang, Z., Cheng, H., Kang, J., Liu, X. (2022). Land cover changing pattern in pre- and post-earthquake affected area from remote sensing data: A case of Lushan County, Sichuan Province. *Land,* 11(8), 1205. https://doi.org/10.3390/land11081205

Weraduwa, S. (2024, August 8). *Understanding ResNet-50: Solving the vanishing gradient problem with skip connections*. Medium. https://medium.com/@sandushiw98/understanding-resnet-50-solving-thevanishing-gradient-problem-with-skip-connections-5591fcb7ff74 .

Wu, Z. Y., Kalfarisi, R., Kouyoumdjian, F., Taelman, C. (2020). Applying deep convolutional neural network with 3D reality mesh model for water tank crack detection and evaluation. *Urban Water Journal,* 17(8), 756–765. https://doi.org/10.1080/1573062X.2020.1758166

Xie, Y. (2024). Deep learning in earthquake engineering: A comprehensive review. *arXiv* https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.09021

Yakut, A. (2004). Mevcut betonarme binaların hızlı deprem değerlendirilmesi için yeni bir yaklaşım. *İstanbul Teknik Üniversitesi*, İstanbul.

Yalınız, F. (2022). Derin öğrenme sınıflandırıcıları kullanarak bina cephe görüntülerinin hızlı görsel tarama analizi [Yüksek lisans tezi, Konya Teknik Üniversitesi]. Yükseköğretim Kurulu Tez Merkezi

Yariyan, P., Abbaspour, R. A., Chehreghan, A., Karami, M. R., Cerdà, A. (2021). GIS-based seismic vulnerability mapping: A comparison of artificial neural networks hybrid models. Geocarto International. *Advance online publication.* https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1892208

Yenisafak.com (1999). *1999 Marmara Depremi sonrası yıkılan binalar*. https://www.yenisafak.com/1999-depremi-kac-saniye-surdu-17-agustos-*1999-depremi-saat-kacta-oldu-ve-kac-saniye-devam-etti-h-4698947)*

KAYNAKLAR DİZİNİ

Yeşilçayır, Ö. (2021). P25 hızlı değerlendirme yöntemiyle betonarme binaların deprem performansının incelenmesi: Afyonkarahisar uygulaması [Yüksek lisans tezi, Afyon Kocatepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü]. Afyon Kocatepe Üniversitesi Tez Arşivi.

Yılmaz, M., Şahin, H., Yıldız, A. (2021). Sectoral application analysis of studies made with deep learning models. Electronic Letters on Science & Engineering, 17(2), 126–140.

Yiğit, A. Y., & Uysal, M. (2019). Nesne tabanlı sınıflandırma ile taşkın alanlarının analizi. *Resilience (Dirençlilik Dergisi)*, *3*(2),369385. https://doi.org/10.32569/resilience.633603

Yigitcanlar, T., Desouza, K. C., Butler, L., Roozkhosh, F. (2020). Contributions and risks of artificial intelligence (AI) in building smarter cities: Insights from a systematic review of the literature. *Energies,* 13(6), 1473. https://doi.org/10.3390/en13061473

Yu, Y., Wang, C., Gu, X., Li, J. (2018). A novel deep learning-based method for damage identification of smart building structures. *Advances in Structural Engineering,* 23(12), 2475–2491. https://doi.org/10.1177/1475921718804132

Zeiler, M. D., Fergus, R. (2014). Visualizing and understanding convolutional networks. In D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele, T. Tuytelaars (Eds.), Computer Vision – ECCV 2014: Part I (Lecture Notes in Computer Science, Vol. 8689, pp. 818–833). *Springer International Publishing*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1311.2901

Zhang, R., Li, H., Duan, K., You, S., Liu, K., Wang, F., Hu, Y. (2020). Automatic detection of earthquake-damaged buildings by integrating UAV oblique photography and infrared thermal imaging. *Remote Sensing*, 12(16), 2617. https://doi.org/10.3390/rs12162621

Zhao, X., Li, S., Zhou, G. (2019). Automatic pixel-level multiple damage detection of concrete structure using fully convolutional network", Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 34(7): 616–634.

Zheng, Z., Zhong, Y., Wang, J., Ma, A., Zhang, L. (2021). Building damage assessment for rapid disaster response with a deep object-based semantic change detection framework: From natural disasters to man-made disasters. *Remote Sensing of Environment,* 265, 112636. https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112636