T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

EVRİŞİMLİ SİNİR AĞLARI MODELLERİNİN BETONARME YAPILARDA DEPREM HASARI SINIFLANDIRMASI ÜZERİNDEN KARŞILAŞTIRILMASI: KAHRAMANMARAŞ ÖRNEĞİ

Raşit Eren CANGÜR

YÜKSEK LISANS TEZİ
Mimarlık Anabilim Dalı
Bilgisayar Ortamında Mimarlık Programı

Danışman
Doç. Dr. Togan TONG

Temmuz, 2024

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

EVRİŞİMLİ SİNİR AĞLARI MODELLERİNİN BETONARME YAPILARDA DEPREM HASARI SINIFLANDIRMASI ÜZERİNDEN KARŞILAŞTIRILMASI: KAHRAMANMARAŞ ÖRNEĞİ

Raşit Eren CANGÜR tarafından hazırlanan tez çalışması 05.07.2024 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Mimarlık Anabilim Dalı Bilgisayar Ortamında Mimarlık Programı **YÜKSEK LISANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Doç. Dr. Togan TONG
Yıldız Teknik Üniversitesi
Danışman

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Togan TONG, Danışman
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Doç. Dr. Ali Osman KURUŞCU, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Dr. Öğr. Üyesi Can UZUN, Üye
Altınbaş Üniversitesi _____

Danışmanım Doç. Dr. Togan TONG sorumluluğunda tarafımca hazırlanan EVRİŞİMLİ SİNİR AĞLARI MODELLERİNİN BETONARME YAPILARDA DEPREM HASARI SINIFLANDIRMASI ÜZERİNDEN KARŞILAŞTIRILMASI: KAHRAMANMARAŞ ÖRNEĞİ başlıklı çalışmada veri toplama ve veri kullanımında gerekli yasal izinleri aldığımı, diğer kaynaklardan aldığım bilgileri ana metin ve referanslarda eksiksiz gösterdiğimi, araştırma verilerine ve sonuçlarına ilişkin çarpıtma ve/veya sahtecilik yapmadığımı, çalışmam süresince bilimsel araştırma ve etik ilkelerine uygun davrandığımı beyan ederim. Beyanımın aksinin ispatı halinde her türlü yasal sonucu kabul ederim.

Raşit Eren CANGÜR

İmza

Değerli aileme

TEŞEKKÜR

Tez sürecim boyunca beni motive eden, yönlendiren ve yapıcı yaklaşımlarıyla desteğini süreç boyunca esirgemeyen, kıymetli katkılarıyla tezimin topluma ve bilime fayda sağlaması için çaba göstermiş değerli tez danışmanım Doc. Dr. Togan TONG'a; bilgisayar bilimlerindeki uzmanlığıyla çalışmama büyük katkı sağlamış Yüksek Mühendis Mertali Köprülü' ye; son olarak yüksek lisans sürecimde beni hep destekleyen ve yanımda olan sevgili aileme teşekkür ederim.

Raşit Eren CANGÜR

İÇİNDEKİLER

SİMGE LİSTESİ vii

KISALTMA LİSTESİ viii

ŞEKİL LİSTESİ ix

TABLO LİSTESİ xi

ÖZET xii

ABSTRACT xiv

1 GİRİŞ 1

1.1 Tezin Amacı . . . 3

1.2 Tezin Kapsamı . . . 4

1.3 Tezin Yöntemi . . . 5

1.3.1 Bilgisayarlı Görü . . . 5

1.3.2 Makine Öğrenmesi . . . 7

1.3.3 Derin Öğrenme . . . 9

1.3.4 Model Değerlendirme Yöntemleri . . . 18

2 LİTERATÜR ARAŞTIRMASI 22

2.1 Deprem Sonrası Güvenlik ve Hasar Tespiti Kılavuzları . . . 22

2.2 Deprem Sonrası Hasar Tespitinde Kullanılan Derin Öğrenme Çalışmaları . . . 24

3 DEPREM VE BETONARME YAPI HASARLARI 29

3.1 Deprem Sonrası Betonarme Yapılarda Oluşan Hasarlar . . . 31

3.2 Betonarme Yapı Elemanlarının Deprem Davranışları . . . 33

3.2.1 Yapısal Olan Elemanların Deprem Davranışları . . . 35

3.2.2 Yapısal Olmayan Elemanların Deprem Davranışları . . . 42

4 EVRİŞİMLİ SİNİR AĞLARI İLE HASAR GÖRSELLERİNİN SINIFLANDIRILMASI 48

4.1 Veri Setinin Oluşturulması 48
4.2 Verilerin Ayrıştırılması 50
4.3 Veri Setinde Ön Hazırlık İşlemleri 54
4.3.1 Veri artırma işleminin uygulanması 54
4.3.2 Veri Seti Etiketlemesi 55
4.4 K-Fold Çapraz Doğrulama Yöntemiyle Eğitim Setinin Ayarlanması 55
4.5 Sınıflandırma Modelinin Yapılandırılması 57

5 BULGULAR 62
5.1 Modellerin Başarımlarının Sınıf Aktivasyon Haritası İle Test Edilmesi 64
5.2 Renk Kanallarının Tahmin Sonucuna Etkisi 69

6 SONUÇ 71

KAYNAKÇA 74

A HASAR SINIFLANDIRMASI KOD BETİĞİ 81

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR 87

SİMGE LİSTESİ

M_w	Moment Büyüklüğü
$\sum$	Toplam Sembolü

KISALTMA LİSTESİ

AOK	Alıcı Operasyon Karakteristiği
BGS	Bilgisayarlı Görü Sistemleri
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcılar
DOK	Değişken Otomatik Kodlayıcılar
DVM	Destek Vektör Makineleri
EAA	Eğri Altındaki Alan
ESA	Evrişimli Sinir Ağları
KEK	k En Yakın Komşu
RTFA	Radyal Taban Foksiyon Ağları
TSA	Tekrarlı Sinir Ağları
UKVBA	Uzun Kısa Vadeli Bellek Ağları
ÜÇA	Üretgen Çekişmeli Ağlar
VGG	Visual Geometry Group
YSA	Yapay Sinir Ağları
YSİ	Yapısal Sağlık İzleme
YOLO	You Only Look Once

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1 Yapay zeka, makine öğrenmesi ve derin öğrenme alanlarında yaygın olarak kullanılan algoritmalar [16] 6
Şekil 1.2 Denetim seviyelerine göre makine öğrenmesi yöntemleri 8
Şekil 1.3 Sınıflandırma, nesne tespiti ve segmentasyon örneği[28] 10
Şekil 1.4 Evrişim işlemi örneği 11
Şekil 1.5 Renkli görüntülerde evrişim işlemi örneği 12
Şekil 1.6 Piksel tamamlama işlemi örneği 12
Şekil 1.7 Adım Kaydırma işlemi örneği 13
Şekil 1.8 Havuzlama işlemi örneği 14
Şekil 1.9 İSA ve tekil bir nöronun şematik gösterimi 14
Şekil 1.10 İki farklı örnek evrişim modeli şeması 15
Şekil 1.11 ESA çalışma modeli örneği 16
Şekil 1.12 Aktivasyon fonksiyonları formülleri ve kullanım yerleri 17
Şekil 1.13 Karmaşıklık matrisi şematik gösterimi 19
Şekil 1.14 Karmaşıklık matrisi temelli değerlendirme kriterleri 20
Şekil 1.15 SAH Örneği 20
Şekil 3.1 Türkiye deprem tehlike haritası 30
Şekil 3.2 Yapı elemanlarının süneklik durumuna göre kuvvet ve yer değiştirme grafikleri grafiği 31
Şekil 3.3 Sünek yapı elemanlarının yük taşıma kapasitesi-yer değiştirme grafiği 32
Şekil 3.4 Sünek olmayan yapı elemanlarının yük taşıma kapasitesi-yer değiştirme grafiği 32
Şekil 3.5 TBDY 2018 kesit hasar bölgeleri 33
Şekil 3.6 Yapılarda deprem hasarı sınıflandırmaları 34
Şekil 3.7 Kolon üzerinde oluşan eğilme çatlaklarının temsili gösterimi . . . 36
Şekil 3.8 Perde kolonlarda meydana gelen eğilme çatlaklarının temsili gösterimi 36
Şekil 3.9 Kirişlerde meydana gelen eğilme çatlaklarının temsili gösterimi . 37
Şekil 3.10 Kiriş birleşiminde mafsallaşma ve kirişte eğilme, kolonda eğilme 37
Şekil 3.11 Kolonda oluşan kesme çatlağı örneği 38

Şekil 3.12 Kolon üzerinde aynı aynda oluşan kesme ve eğilme çatlarının gösterimi 39
Şekil 3.13 Perde kolonda oluşan kesme çatlağı örneği 39
Şekil 3.14 Kirişte oluşan kesme çatlağı örneği 40
Şekil 3.15 Kolonda oluşan basınç hasarı örneği 41
Şekil 3.16 Kirişte oluşan burulma hasarı örneği 41
Şekil 3.17 Kolonlarda meydana gelen burulma çatlağının temsili gösterimi . 42
Şekil 3.18 Tesisat temelli sıva hasarları 43
Şekil 3.19 Tesisat temelli sıva hasarları 43
Şekil 3.20 Hafif dereceli dolgu duvar hasarı 44
Şekil 3.21 Orta dereceli dolgu duvar hasarı 44
Şekil 3.22 İleri dereceli dolgu duvar hasarı 45
Şekil 3.23 Dolgu duvarlarda temel oturması ve sehim çatlakları 46
Şekil 3.24 Korozyon, soğuk derz ve rötre çatlağı örnekleri 47
Şekil 4.1 Verilerin toplanma şekillerine göre dağılımı 48
Şekil 4.2 Çalışmanın akış diyagramı 49
Şekil 4.3 Hasar hiyerarşi ağacı 50
Şekil 4.4 Gao ve Mosalam' ın sahne sınıflandırması örneği 51
Şekil 4.5 Toplanan verilerde kullanılamayan görüntüler 52
Şekil 4.6 Ayrıştırılan görsel verilerin içeriklerine göre dağılımı 52
Şekil 4.7 Veri seti hasarlarının örnek görselleri 53
Şekil 4.8 Veri ön hazırlık işlemi 54
Şekil 4.9 Veri aynalama işlemi örneği 55
Şekil 4.10 K-fold çapraz doğrulama işlemi şematik gösterimi 56
Şekil 5.1 Her bir turda elde edilen maksimum başarı ve minimum kayıp değerleri 62
Şekil 5.2 Eğitim sonuçları karşılaştırılması 63
Şekil 5.3 AlexNet modelinin doğru sınıflandırdığı test görselleri 65
Şekil 5.4 VGG-19 modelinin doğru sınıflandırdığı test görselleri 66
Şekil 5.5 Doğru tahminlerin sınıf aktivasyon haritaları ile çakıştırılması . . 67
Şekil 5.6 AlexNet modelinin yanlış sınıflandırdığı test görselleri 67
Şekil 5.7 VGG-19 modelinin yanlış sınıflandırdığı test görselleri 68
Şekil 5.8 Yanlış tahminlerin sınıf aktivasyon haritaları ile çakıştırılması . . 68
Şekil 5.9 Test görsellerinin siyah beyaz filtreli sonuçlarının karşılaştırılması 69

TABLO LİSTESİ

Tablo 1.1 Depremler ve görev alan uzman personel sayıları 3
Tablo 1.2 ESA modelleri ve özellikleri 18
Tablo 2.1 Deprem sonrası hasar değerlendirme kılavuzları 23
Tablo 2.2 Gao ve Mosalam' ın aşama düzenine göre makine ve derin öğrenme yöntemli hasar tespit yaklaşımlarının görev türleri . . . 25
Tablo 2.3 Hasar tespit çalışmalarında kullanılan algoritmalar 26
Tablo 3.1 2020 ve 2022 yılı doğa kaynaklı afet istatistikleri 29
Tablo 3.2 Türkiye deprem tarihinin en fazla can ve mal kaybına neden olan ilk 4 depremi 30
Tablo 4.1 AlexNet mimarisi katman tablosu 58
Tablo 4.2 VGG-19 mimarisi katman tablosu 59
Tablo 4.3 Çalışmada kullanılan modellerin parametreleri 61
Tablo 5.1 En yüksek doğruluk döngüsündeki karmaşıklık matrisi değerleri . 64

ÖZET

EVRİŞİMLİ SİNİR AĞLARI MODELLERİNİN BETONARME YAPILARDA DEPREM HASARI SINIFLANDIRMASI ÜZERİNDEN KARŞILAŞTIRILMASI: KAHRAMANMARAŞ ÖRNEĞİ

Raşit Eren CANGÜR

Mimarlık Anabilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Doç. Dr. Togan TONG

Yıkıcı depremlerden sonra betonarme binalarda hasarları doğru ve hızlı tespit edebilmek zor ve karmaşık ortamlar doğurabilmektedir. Yıllar içinde olan depremlerde, güvenlik çalışmaları kapsamında yer alan görevli uzman kişilerin sayısı ile depremden etkilenen yapıların sayısı arasındaki farkın fazla olması sürecin yavaş ilerlemesine sebep vermektedir. Bununla birlikte, uzman kişilerin gözlem yoluyla hasarları hızlı tespit etme çabasının öznel yorum barındırma riski, hem ekonomik sonuçlara hem de can kayıplarına yol açabilmektedir. Bu sebepler, süreç içerisinde alınması gereken güvenlik kararlarının belirsizliğini artırmakta ve oluşan mağduriyeti pekiştirmektedir. Derin öğrenme yöntemlerinin mimarlık, mühendislik ve inşaat (MMİ) alanında kullanımının artmasıyla, bu durumun belirsizliği ortadan kaldırılmaya çalışılmıştır. İlgili çalışmalarda, Evrişimli Sinir Ağları modellerine, betonarme hasarlarının sınıflandırılması problemi sıklıkla verilmiştir. Bu çalışmada, literatürde yüksek eğitim başarıları sahip AlexNet ve VGG19 modellerinin deprem sonrası betonarme yapılarda oluşan hasarların sınıflandırma performansı karşılaştırılmıştır. Modellerin eğitimi için kullanılacak veriler, 06 Şubat 2023 Hatay ve Kahramanmaraş depremlerinden çekilen görüntülerden elde edilmiştir. Hasarlar, yapısal olan ve yapısal olmayan olacak şekilde iki farklı sınıfa ayrılmıştır. Modeller, k-fold çapraz doğrulama sabiti 5 alınarak eğitilmiştir. Eğitim sonucunda, AlexNet modelinin ortalama doğruluk puanı 0.9704(%97,04), kayıp değeri ise

0.0819(%8.19) puan ölçülmüştür. VGG19 modelinde ise ortalama doğruluk puanı 0.9096(%90.96), kayıp değeri 0.2116(%21.16) olarak gözlemlenmiştir. Sonuçlara baktığımızda, modellerdeki katman sayısının artması, model başarımını olumsuz etkilemiştir. Öte yandan her iki model de bu ikili sınıflandırma için yeterli başarıma ulaşmıştır. Sınıf Aktivasyon Haritaları(SAH) ile birlikte hasar sınıflandırmasında modelin sınıf atama sürecinde hasarın odaklandığı yerlerin ısı haritaları çıkarılmıştır. SAH verilerine göre AlexNet modelinin resim içerisinde hasarın olduğu bölgeye odaklanma başarısı, VGG19 modeline göre daha yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Bununla birlikte bu çalışmada, test görsellerinin renk kanallarındaki değişim, görselin sınıf etiketini etkilediği sonucu ortaya konmuştur.

Anahtar Kelimeler: Evrişimli sinir ağları, hasar sınıflandırması, sınıf aktivasyon haritaları, deprem hasarı

ABSTRACT

COMPARISON OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MODELS ON EARTHQUAKE DAMAGE CLASSIFICATION IN REINFORCED CONCRETE STRUCTURES: THE CASE OF KAHRAMANMARAŞ

Raşit Eren CANGÜR

Department of Architecture
Master of Science Thesis

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Togan TONG

After destructive earthquakes, it can be difficult and complex to accurately and quickly detect damages in reinforced concrete buildings. In earthquakes that have occurred over the years, the difference between the number of experts involved in the safety studies and the number of structures affected by the earthquake causes the process to progress slowly. In addition, the risk of subjective interpretation of the efforts of experts to quickly detect damages through observation can lead to both economic consequences and loss of life. These reasons increase the uncertainty of the security decisions to be taken during the process and reinforce the victimization. With the increasing use of deep learning methods in the field of architecture, engineering and construction (AEC), the uncertainty of this situation has been tried to be eliminated. In related studies, convolutional neural network(CNN) models are frequently applied to the problem of classification of reinforced concrete damages. In this study, the classification performance of AlexNet and VGG19 models, which have high training success in the literature, is compared. The data to be used for the training of the models were obtained from images taken from the 06 February 2023 Hatay and Kahramanmaraş earthquakes. Damages are categorized into two different classes: structural and non-structural. The models were trained with a k-fold cross-validation constant of 5. As a result of the training, the average accuracy score of the AlexNet model was 0.9704 (97.04%) and the loss value was

0.0819 (8.19%). In the VGG19 model, the average accuracy score was 0.9096 (90.96%) and the loss value was 0.2116 (21.16%). When we look at the results, the increase in the number of layers in the models has negatively affected the model performance. On the other hand, both models achieved sufficient performance for this binary classification. With class activation maps (CAM), heat maps of the locations where the damage is focused during the class assignment process of the model in damage classification were extracted. According to the CAM data, it was observed that the success of the AlexNet model in focusing on the damage region in the image was higher than the VGG19 model. In addition, in this study, it was concluded that the change in the color channels of the test images affects the class label of the image.

Keywords: Convolutional neural networks, damage classification, class activation maps, earthquake damage.

1
GİRİŞ

Yapıların bütünlüğünün korunması ve yapısal güvenliğinin sürdürülmesi günümüzde büyük önem taşımaktadır. Hiç kuşkusuz bu bütünlüğü korumada en büyük zorluklar, doğal afetlerin yapılar üzerindeki etkilerinden ortaya çıkmaktadır. Dünya üzerinde gerçekleşen doğal afetler arasında en yıkıcı olanı depremlerdir. Ülkemiz, bulunduğu konum ve sahip olduğu fay hatları sebebiyle arazilerinin %42' si birinci dereceden, %24' ü ikinci dereceden ve %18' ise üçüncü dereceden deprem bölgesi içerisinde yer almaktadır[1]. Yapıların bu riskleri minimum hasar ile atlatması için belirli yönetmelikler oluşturulmuş ve bu yönetmelikler belirli aralıklarla yenilenmiştir. Ancak gerek bilinçli inşa faaliyetlerinin azlığı gerekse yapı denetim organlarının kontrollerini hiçe sayma gibi durumların ortaya çıkmasından dolayı bütünüyle yönetmeliklere uygun yapı faaliyetlerinin olduğu söylenememektedir. Bu nedenlerden dolayı düşük şiddet ölçeğinde deprem atlatmış yapılarda bile oldukça ciddi hasarlara rastlanmaktadır.

Depreme karşı hazırlıklar arasında, yapının tasarlanma, yapım ve sonraki hayat döngüsünü takip eden yöntemler bulunmaktadır. Yapısal Sağlık İzleme *"Structural Health Monitoring"* günümüzde depreme karşı hazırlanmayı hedef alan mühendislik çalışmaları arasında yer almaktadır. Bu çalışmaların amacı, yapı ile iletişimi sağlayacak alıcıların yapı içerisine yerleştirilerek, onlardan gelen verileri analiz etme ve yorumlama süreçlerini kapsamaktadır [2]. Bu analizler deprem öncesi yapının hayat döngüsü içerisinde yer almaktadır. Deprem sonrası güvenlik değerlendirmeleri kapsamında ise hasar görmüş binaların kullanım güvenliği veya belirli bir zaman çerçevesinde girişin kısıtlanması veya yasaklanması gerekliliği, genellikle hükümet tarafından düzenlenen, derhal yapılan deprem sonrası hasar incelemeleri tarafından belirlenmektedir [3]. Bu tür çalışmalar hasar almış yapıların göçme durumu riskinin saptanmasının hızlı tespit edilebilmesi için kullanılan yöntemleri oluşturmaktadır [4]. Çok sayıda ülke, deprem sonrası değerlendirme için farklı yöntemlere dayanan kılavuzlar oluşturmuştur. Bu kılavuzlar inşaat mühendisleri, mimarlar ve alana özgü sertifikalı uzmanlar

tarafından kullanılmaktadır. Bu kişiler, yapıların güvenliği konusunda, deprem öncesi koşullara ve yapısal bileşenlerin görünür hasarına dayalı olarak kapsamlı değerlendirmeler yapmaktadırlar [5]. Ancak bina sakinlerinin, evlerine ya da iş yerlerine güvenle dönmelerini sağlayacak olan bu kontroller, depremden sonra hasar alan yapı adedinin fazlalığı ve yeterli bilgiye sahip bilir kişi sayısının yeterli olmaması nedeniyle yeterince hızlı gerçekleştirilememektedir. Konuyla ilgili uzman görüşe sahip kişilerin kontrol sırasının gelmediği yapılarda yetkin bilgiye sahip olmayan kişiler tarafından alınan kararlar, deprem hasarı geçirmiş yapılara tekrar bina sakinlerini sürükleme potansiyeli olduğu için can güvenliği açısından oldukça risklidir. Bunun dışında, hasarı tespit eden yetkili kimselerin hasarlı yapılara giriş ve çıkışları kendi can güvenlikleri açısından ayrıca bir risk oluşturmaktadır. Bununla birlikte taşıyıcı sisteminde hasar olmayan yapılara yıkım kararı verilmesi de ekonomik açıdan negatif bir ortam oluşturmaktadır. Tüm bu nedenler göz önünde bulundurulduğunda, deprem sonrası yapılan hasar tespiti çalışmalarının nitel yorumlara fırsat vermeyen nesnel bulgularla karar veren bir karar destek modeli oluşturulması, doğru ve hızlı kararlar alınmasını sağlayacaktır [6].

Mimarlık, mühendislik ve inşaat alanlarında otonom sistemlerin kullanımı giderek artmaktadır. Bu tür sistemler, kullanıcılara hem zaman hem de ekonomik anlamda avantajlar sağlamaktadır. Yapay zeka sistemleri, mimari, mühendislik ve inşa sektörlerinde tasarım ve üretim aşamalarında yeni araçlar olarak giderek daha yaygın bir şekilde benimsenmektedir. Bilgisayarlı Görü Sistemleri (BGS), bu alanlarda özellikle fiziksel üretimin yoğun olduğu inşa süreçlerinde, şantiye güvenliğinde ve deprem sonrası hasarların belirlenmesinde önemli katkılar sunan önemli araçlar arasında yer almaktadır. BGS, tahribatsız değerlendirme yöntemleri kullanarak, yapısal bütünlük analizi yapabilme yeteneği ile öne çıkmaktadır. Bu sistemler, mimari ve mühendislik projelerinde güvenlik standartlarını artırmak, üretim süreçlerini optimize etmek ve hasar tespiti konularında etkili çözümler sunmak açısından önemli bir role sahiptir. Bu bağlamda, yapay zeka ve BGS, mimarlık ve mühendislik alanlarında yenilikçi ve etkili çözümler sunan teknolojik araçlar olarak öne çıkmaktadır [7]. Bu tez çalışması, deprem sonrası güvenlik çalışmaları kapsamında betonarme yapılar üzerinde hasar tespit çalışmaları sürecinde karar destek sistemi oluşturabilecek derin öğrenme tabanlı sistemlerin kullanılmasını önermektedir.

1.1 Tezin Amacı

Yıkıcı depremlerden sonra(Kahramanmaraş 2023, Kocaeli 1999, Haiti 2010, Erzincan 1939) betonarme binalarda hasarları doğru ve hızlı tespit edebilmek zor ve karmaşık ortamlar doğurabilmektedir. Bu durum, orada yaşayan birçok kişinin mağdur olmasıyla sonuçlanmaktadır. Yıllar içinde olan depremlerde, güvenlik çalışmaları kapsamında yer alan görevli uzman kişilerin sayısı ile depremden etkilenen yapıların sayısı arasındaki farkın fazla olması, sürecin yavaş ilerlemesine sebebiyet vermektedir [8].

Tablo 1.1 Depremler ve görev alan uzman personel sayıları

Deprem	Yıl	Büyüklük	Hasar Alan Yapı	Hasar Tespiti Yapılmamış Yapı	Uzman
Gölcük	1999	7.6	425.269	91.269	1.200
Haiti	2010	7.0	398.829	-	600 ve üzeri
Kahramanmaraş	2023	7.7	2.239.780	132.780	8.000

Tablo 1.1' de gösterilen depremlerde görüldüğü üzere, yıllar içinde yıkımı fazla olan depremlerde hasar alan yapı sayıları ile hasar tespiti yapılan yapı arasındaki fark artmıştır. Bununla birlikte, uzman kişilerin gözlem yoluyla hasarları hızlı tespit etmesinde hasarların yapısal olup olmamasına göre öznel yorum katma riskiyle ayırması; hem ekonomik sonuçlara hem de can kayıplarına yol açabilmektedir. Dahası, uzman ekiplerin ve onların önderlik yaptıkları kurtarma ekiplerinin aldıkları kararların hızı ve doğruluğu, afetzedeler açısından hayati bir önem taşımaktadır. Bu nedenler, alınması gereken güvenlik kararları süreçlerindeki belirsizlikleri beslemekte ve oluşan mağduriyeti pekiştirmektedir. Güvenlik kararlarının sorumlu olduğu karmaşık parametrelerin kontrolünün hızlanması ve güvenilirliğinin desteklenmesi gerekmektedir. YZ yöntemlerinin yaygınlaşması ile birlikte bu alanda derin öğrenme modelleri, hasarın görseller ile toplanmasından kaynaklı sıklıkla denenmektedir(Şekil 2.3). Çalışmaların tercih ettikleri görsellerin sahne özellikleri, bu problem üzerindeki çözümleri çeşitlendirmektedir. Bu nedenlerden dolayı, deprem sonrası güvenlik çalışmaları kapsamında yer alan hasar tespit aşamasında karar destek sistemi olarak entegre olabilecek DÖ tabanlı sınıflandırma modellerinin potansiyellerini karşılaştırmak bu çalışmanın ana amacını oluşturmaktadır. Bununla birlikte, kullanılan görsellerin toplanma biçimine ve dış ortam özelliklerine bağlı olarak sahip oldukları parametrelerin model başarımlarına etkisinin gözlemlenmesi de bu çalışmanın amaçları arasında yer almaktadır.

Ortaya koyulan problemler ve önerilen yöntem çerçevesinde, çalışmada deprem hasarı sınıflandırması probleminde derin öğrenme modellerindeki katman sayılarındaki farklılık model başarımını ne yönde etkilediğine ve hasar

sınıflandırması için kullanılan görsellerin çevresel faktörlerden etkilenmesi, sınıflandırma sürecini etkiyip etkilemediğe karşı sorulan sorulara cevap aranmıştır.

1.2 Tezin Kapsamı

Çalışmada, betonarme yapılar üzerinde oluşan deprem hasarlarının farklı evrişimli sinir ağları *"convolutional neural networks"* modelleri ile sınıflandırılması karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmada, deprem sonrası güvenlik süreçleri kapsamında yapılan hasar tespit süreçlerinde en geniş kapsama ulaşabilmek için betonarme yapı stoğu hasarları ele alınmıştır. Ahşap, yığma ve çelik yapı üzerinde oluşan deprem hasarları çalışmanın kapsamı dışındadır.

Deprem hasarlarının sınıflandırması, probleme özgü veri ihtiyacını doğurmaktadır. Bu ihtiyacı karşılamak için, deprem sonrası çekilen görüntülere ihtiyaç duyulmaktadır. Görüntülere olan erişim yöntemleri, çalışmanın sınırlılıklarından birini oluşturmaktadır. Deprem sonrası görüntüler, depremden etkilenmiş afetzedeler ve güvenlik süreçlerini yönetmek için görev almış uzmanlar tarafından kaydedilmektedir. Bütün depremlerden sonra görüntülere erişim sistematik bir şekilde elde edilememektedir. Ancak deprem sonrası güvenlik süreçlerini kontrollü yönetmek için kurulmuş Hasar Tespit Sitesi(HTS) aracılığı ile afetzedeler tarafından çekilmiş ve uzmanlar tarafından incelenmiş hasar görsellerine erişim sağlanabildiği için 06 Şubat 2023 Kahramanmaraş depremi sonrası çekilen görüntüler potansiyel veri kaynağını oluşturmaktadır. Veri kaynağının beslendiği afet sayısındaki sınırlılıktan dolayı elde edilen veri seti sayısı sınırlı kalmıştır.

Bu veri seti, çalışmada uzman ekiplerin saha kontrollerinden elde ettikleri görsellerle desteklenmiştir. Ancak veri setinin büyük bir çoğunluğu afetzedeler tarafından deprem sonrası risk taşıyan evlerinin durumlarını öğrenmek için kayda aldıkları görsellerden oluşmaktadır. Dolayısıyla, insan boyu yüksekliğinden çekilen görüntülerin büyük bir çoğunluğunun kolon içermesi veri setinde diğer hasarlara karşı dengesiz bir örneklem oluşturmuştur. Bu durum veri seti içerisinde bazı sınırlılıkları beraberinde getirmiştir. Bununla birlikte, yoğunluğun iç mekan hasarlarında olduğu veri setinde zeminden kaynaklanan deprem hasarları örneklenemediği için dahil edilmemiştir. Son olarak bu durum, Şekil 4.3' de bahsedilen farklı görsel komposizyonlarının çeşitliliğini kısıtlanmıştır. Elde edilen görseller piksel ve nesne sahnelerinden oluşmaktadır(Şekil 4.4). Bu sahneler, çalışmanın problemini destekleyen betonarme yapılarda yapısal olan ve yapısal olmayan deprem hasarlarının sınıflandırmasına hizmet etmektedir. Strüktür sahne kompozisyonundaki hasar sorguları bu çalışmada kapsam dışı bırakılmıştır. Geçmiş

çalışmalarda yapılmış hasar sınıflandırmaları ve veri havuzunun betonarme yapı stoğundan oluşması sebebiyle çalışma, betonarme yapılarda yapısal ve yapısal olmayan hasarları tespit etmek ile sınırlandırılmıştır.

1.3 Tezin Yöntemi

Araştırma, deneysel yöntem tasarıma sahiptir. Karşılaştırılan modellerin sonuçları çıkarımsal ve derin öğrenme değerlendirme yöntemlerine bağlı kalınarak incelenmiştir. Modellerin karşılaştırılma süreci veri toplama, veri ön işleme, modellerin eğitimi ve değerlendirme aşamalarından oluşmaktadır. Çalışmanın anlaşılabilirliğini pekiştirmek için, bu bölümde derin öğrenme yöntemleri öncesine ve derin öğrenme modeli değerlendirme yöntemlerinden detaylıca bahsedilmektedir.

1.3.1 Bilgisayarlı Görü

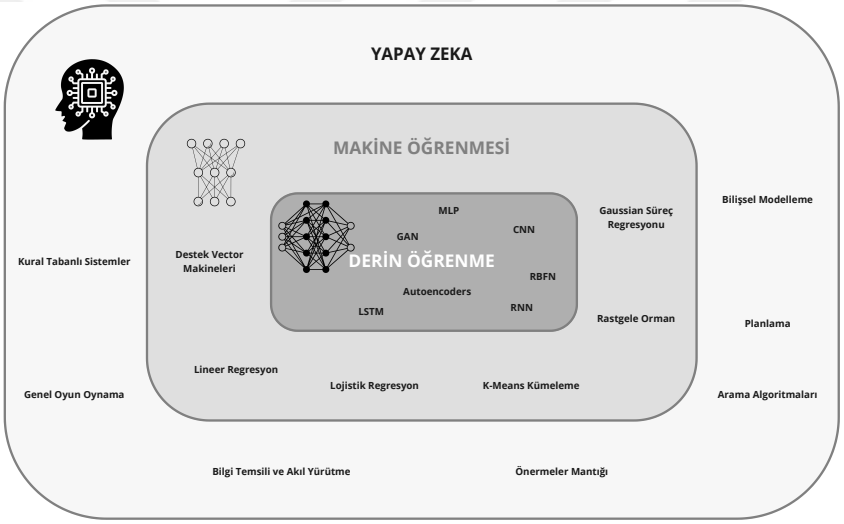
Endüstri 4.0 ile birlikte ilerleyen teknolojiler, yapı ve inşaat alanındaki yenilikler, veri önemine ilişkin bir farkındalık yaratmıştır. Geleneksel kural tabanlı yaklaşımlar, büyük veri kümesini analiz etme ve anlamlı desenler çıkarma konularında sınırlamalar oluşturmuştur. Bu durum, hem insanların hem de geleneksel bilgisayar programlarının büyük veri analizi ve bu verilerden bilgi çıkarma yeteneklerini kısıtlamıştır. Değişimin başlarında oluşan bilgisayarla doğru iletişimi kurabilme kaygısı, bilgisayarlı görünün doğuşuna sebep olmuştur. Bilgisayarlı görü ile birlikte verinin manipüle edilebilmesi durumu, istenilen örüntüleri çıkarmanın ve anlam aramanın önünü açmıştır.

Mühendislik açısından baktığımızda bilgisayarla görme, insan görme sisteminin gerçekleştirdiği bazı görevleri yerine getirebilecek otonom sistemler oluşturmayı amaçlamaktadır [9]. Optik karakter tanıma, makine denetimi, satış, 3B model oluşturma(fotogrametri), tıbbi görüntüleme, otomotiv güvenliği, hareket yakalama, gözetim, biyometri ve kimlik tespiti bu otonom sistemlerin başında gelmektedir [10]. BGS erken döneminde de hasar tespiti konusunda çalışmalarda bulunmuş ve optik karakterleri tanıma, hava görüntü analizi ve yorumlanması gibi 2B görüntülerin analizinde kullanılmıştır [11].

Erken dönem görüntüyü anlama ve tespit etme çalışmaları; ilk aşamada kenarların görselden elde edilmesini, daha sonra 2B çizgilerin topolojik yapısından bir nesnenin 3B yapısının üretilmesini içermektedir [10]. Yerel ölçek değişmezliği [12], yönlü gradyan histogramları [13], kenar tespiti [14] ve morfolojik işlemler [15] bu önemli gelişmelerin başında gelmektedir. Ancak bu çalışmalar kenar,

köşe noktası ya da gri süreklilik gibi insan yoluyla belirlenmiş faktörlere bağlı olduklarından dolayı genelleme kabiliyetleri ve sağlamlıkları düşüktür [11]. Veriyi toplamada, depolamada ve hesaplama gücünde sınırlılıklara sahip olan BGS, uzun bir süre boyunca nesneleri yalnızca manuel olarak bahsedilen bu yöntemler aracılığıyla tanımıştır. Bu sorunlara karşılık makine öğrenmesi yöntemleri ile yeni çözümler aranmıştır.

Bilgisayarlı görü teknolojisindeki bu gelişmeler, yapay zeka alanına büyük veri setlerini işleme, karmaşık ilişkileri anlama ve örüntüleri tespit etme kapasitesi sunmuştur. Yapay zeka, Endüstri 4.0'ın temelini oluşturan veri odaklı karar alma süreçlerini desteklemiş ve inşaat sektöründe veri yönetimi uygulamalarının yükselmesine katkı sağlamıştır. Bu sebeple, yapay zeka kavramının ortaya çıkışı, inşaat ve endüstri sektörlerinin veri analizi ve yönetimi açısından önemli bir kilometre taşını simgelemektedir.



Şekil 1.1 Yapay zeka, makine öğrenmesi ve derin öğrenme alanlarında yaygın olarak kullanılan algoritmalar [16]

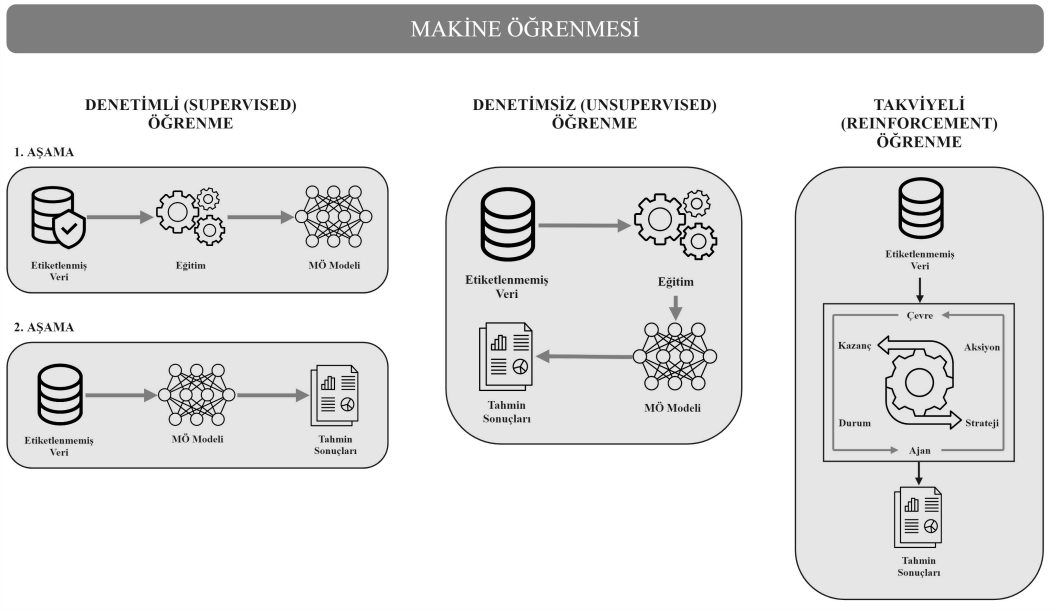
Son birkaç yılda, yapay zeka alanı bilgisayarla görme, robotik, otonom araçlar, dil çevirisi, oyun, tıbbi teşhis, konuşma tanıma ve üretken tasarımlar gibi çeşitli alanlarda önemli bir gelişme göstermiştir. Bu gelişmelerin arkasında, makine öğrenmesi ve derin öğrenme gibi temel yapay zeka teknolojileri yatmaktadır. makine öğrenmesi, bir algoritmanın verileri analiz edip desenleri öğrenmesine ve kararlar almaya dayalı bir tekniktir. Makine öğrenmesi, özellikle veriye dayalı karar alma süreçlerini optimize etmek ve daha hassas sonuçlar elde etmek için birçok uygulama alanında kullanılmaktadır. Derin öğrenme, makine öğrenmesinin alt bir dalıdır ve karmaşık işlemleri gerçekleştirmek için çok sayıda katmana sahip olan bir makine öğrenme tekniğini ifade etmektedir. Çoğunlukla sinir ağları adı verilen katmanlar dizisi kullanılarak uygulanır. Bu gelişmeler, bilgisayar

gücünün artmasıyla birlikte özellikle görsel nesne tanıma, konuşma tanıma, görüntü üretimi, konuşma sentezi ve makine çevirisi gibi alanlarda büyük bir önem kazanmıştır. Şekil 1.1'de görüldüğü gibi bu bağlamda, çok katmanlı algılayıcılar (ÇKA), üretken çekişmeli ağlar (ÜÇA), evrişimli sinir ağları (ESA), tekrarlı sinir ağları (TSA), uzun kısa vadeli bellek ağları (UKBA) ve radyal taban fonksiyon ağları (RTFA) gibi yöntemler derin öğrenmenin temel bileşenlerini oluşturmaktadır. Son birkaç yılda, yapı ve inşaat endüstrisinde bir dizi yapay zeka, makine öğrenimi ve derin öğrenme uygulaması önemli ölçüde gelişmiştir. Bu gelişmeler, yüksek performanslı grafik işlem birimleri gibi güçlü hesaplama kaynaklarının kullanılabilirliği, gelişmiş makine öğrenimi ve derin öğrenme algoritmalarının mevcudiyeti ve bu algoritmaların yaygın olarak kullanılan bilgisayar dilleri ile makine öğrenimi ve derin öğrenme kütüphaneleri ve yazılımları aracılığıyla uygulanabilmesi sayesinde mümkün olmuştur. Bu gelişmeler, yapı ve inşaat sektöründe veri analizi, süreç iyileştirmeleri, maliyet tahminleri, proje yönetimi ve hasar tespitleri gibi bir dizi kritik alanı kapsamaktadır. Bu teknolojiler, endüstriyel süreçlerin optimize edilmesine, yapının üretim sonrası ömrünün uzatılmasına ve kararların daha bilinçli bir şekilde alınmasına katkı sağlamaktadır. Ayrıca, bu yenilikler sayesinde inşaat projelerinin daha verimli ve sürdürülebilir bir şekilde yönetilmesi mümkün hale gelmiştir.

1.3.2 Makine Öğrenmesi

Makine öğrenimi, yapay zekanın bir alt dalıdır ve bir bilgisayarın belirli bir veri kümesini analiz ederek, çeşitli sorunları çözmek için girdi verilerine dayalı bir model oluşturduğu bir süreci ifade etmektedir. Makine öğrenimi, geleneksel programlamadan önemli bir farkı bünyesinde barındırmaktadır. Geleneksel programlamada, bilgisayarın davranışını belirleyen kurallar, verilere dayalı olarak açık bir şekilde kodlanırken makine öğreniminde ise, daha sonradan elde edilen verilerle tahminlerde bulunmak için öngörücü modeller geliştirmek amacıyla verileri kullanılmaktadır. Geleneksel programlama yaklaşımının aksine, makine öğrenimi verileri inceleyerek karmaşık problemleri çözebilmektedir. Özellikle bazı problemler, kural tabanlı bir program ile çözülmeyi son derece zorlaştırabilir ve bu tür problemler için yeterli veri mevcut ise, makine öğrenimi önemli bir çözüm sunmaktadır.

Makine öğrenimi yöntemleri denetim seviyelerine göre farklı kategorilere ayrılmaktadır. Bu bağlamda, makine öğrenimi modelleri genellikle Şekil 1.2'te gösterildiği gibi temel olarak denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme veya takviyeli öğrenme olarak sınıflandırılmaktadır.



Şekil 1.2 Denetim seviyelerine göre makine öğrenmesi yöntemleri

Denetimli öğrenme, veri setlerindeki özelliklerin tahminlerini üretirken aynı zamanda çıktı sonuçlarını istenilen değerlere göre kontrol eden bir *"etiketleme"* sürecini içeren bir öğrenme yaklaşımını ifade etmektedir. Başlangıçta, denetimli makine öğrenimi modeli şekil 1.2'in 1. aşamasında gösterildiği gibi etiketli veri kümesi kullanılarak eğitilir ve daha sonra eğitilmiş makine öğrenimi modeli kullanılarak bilinmeyen veriler için çıkarımlar yapılmaktadır. En yaygın kullanılan denetimli görevler arasında sınıflandırma ve regresyon bulunmaktadır. Sınıflandırma görevlerinde, ayrık sınıf etiketleri tahmin edilmeye çalışılırken, regresyon görevlerinde sürekli bir değer tahmin edilmeye çalışılmaktadır. Bu tür görevler için sıklıkla kullanılan denetimli öğrenme algoritmaları arasında k-En Yakın Komşular(KEK), Destek Vektör Makineleri (DVM), Lojistik Regresyon, Doğrusal Regresyon ve Yapay Sinir Ağları (YSA) bulunmaktadır.

Mimarlık, mühendislik ve inşaat alanında belirli problemleri çözmek için bahsedilen makine öğrenimi yöntemlerine başvurulmuştur. Betonarme yüzeyinde oluşan hasar tespiti sorununun üstesinden gelmek için denetimli makine öğrenmesi yöntemleri kullanılmıştır [17] [18]. İnşaat yönetimi alanında multidisipliner işlerin hızlı ilerlemesi ve sürdürülebilirlik çalışmalarının verimini artırmak adına denetimsiz makine öğrenmeleri yöntemleri kullanılmıştır [19] [20]. Betonarme çatlakları tespitinde destek vektör makineleri, k-en yakın komşu ve karar ağaçları yöntemleri kullanılmıştır [21].

Giyilebilir cihazların yaygınlaşmasıyla birlikte inşa alanlarının ve alanda çalışan personellerin güvenliğini izlemek ve riskleri azaltan çalışmalar da mevcuttur [22]

[23] [24].

Denetimsiz öğrenme, etiketlenmemiş bir veri kümesinin kullanıldığı ve verilerdeki gizli desenleri veya içsel yapıları belirlemek için kullanılan bir öğrenme yöntemidir. Denetimsiz öğrenme, genellikle kümeleme, anormallik tespiti, yenilik tespiti, görselleştirme ve boyut azaltma gibi görevler için yaygın olarak kullanılmaktadır. Farklı ülkelerin yapı ve inşaat sektöründe BIM alanına geçişlerinin ekonomik boyutunu tespit etmek için denetimsiz makine öğrenimi algoritmalarından yararlanılmıştır [25].

Takviyeli öğrenme ise, istenen davranışları ödüllendirerek ve istenmeyen davranışları cezalandırarak makine öğrenme modelini eğiten bir yöntemdir. Bu öğrenme sistemi, bir takviyeli öğrenme ajanı olarak adlandırılır ve çevreyi gözlemleyerek ödüller veya cezalar alacak eylemleri gerçekleştirilmektedir. Temel amaç, zaman içinde toplam ödülleri maksimize ederek en iyi stratejiyi bulmak olmuştur.

Denetimli, denetimsiz ve takviyeli öğrenmenin yanı sıra, bazen yarı denetimli öğrenme olarak adlandırılan başka bir kategori de bulunmaktadır. Yarı denetimli öğrenme, veri kümesinin yalnızca kısmen etiketli olduğu durumlarda kullanılmaktadır.

Makine öğrenmesi algoritmalarının BGS güvenilirliğini artırmış ancak makine öğrenmesi tabanlı modelin sınırları, karmaşık gürültü etkileşimli görüntüleri işlemede yetersiz kalmıştır [11]. Bu sınırlılıklar, BGS derin öğrenme yöntemlerinin kullanılmasının kapısını aralamıştır.

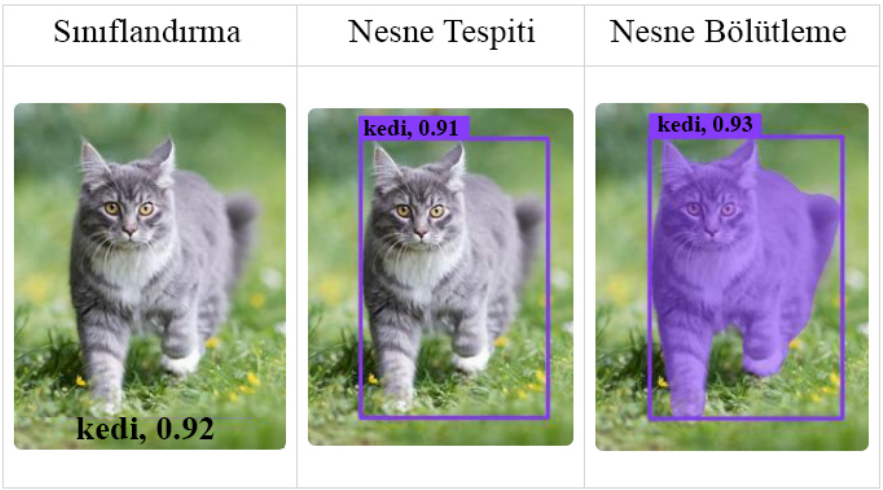
1.3.3 Derin Öğrenme

Derin öğrenme, Şekil 1.1'de gösterildiği gibi makine öğreniminin bir alt dalıdır ve birden fazla gizli katmandan oluşan yapay sinir ağlarına ve bu türdeki algoritmalara verilen isimdir. Derin öğrenme algoritmasındaki hesaplama yolunun giriş adımından çıkışa kadar birçok bölümü vardır. Daha önce tartışılan geleneksel makine öğrenme algoritmalarına kıyasla, derin öğrenme algoritmaları genellikle uzun hesaplama yollarının bulunduğu yüksek boyutlu verilerle, özellikle görüntü, video ve ses gibi verilerle kullanışlıdır. İnşaat ve bina endüstrisinde yaygın olarak ESA, ÜÇA, Değişken Otomatik Kodlayıcılar (DOK) ve TSA algoritmaları kullanılmaktadır. Bu algoritmalardan ESA, görüntü işleme teknolojilerinde sıklıkla tercih edilmesinden dolayı bu çalışmada kullanılmıştır. Alt başlıklarda detaylıca bahsedilmiştir.

1.3.3.1 Evrişimli Sinir Ağları(ESA)

ESA görsel tanıma, görüntü sınıflandırma ve benzeri görsel işleme görevlerinde büyük başarı elde etmiş bir yapay sinir ağı mimarisi türüdür. ESA' lar, özellikle iki boyutlu görüntülerin işlenmesi için tasarlanmış olup, özgün bir yapıları vardır. İlk ESA prototipi 1988' de ortaya atılmış Nerocognitron Fukushima Modelidir [26]. Bu prototipte öne sürülen katmanlar, 1989 yılında LeCun tarafından ortaya atılan ve ESA'nın ana omurgasını oluşturan LeNet katmanlarına temel oluşturmuştur [27].

Sınıflandırma, bilgisayarlı görü problemleri arasında en çok karşılaşılan problemlerden biridir. Genellikle bir görüntünün içeriği veya kategorisi hakkında bilgi verme amacını taşımaktadır. Örneğin, kedi-köpek türünden hayvanların sınıflandırılması veya sağlıklı bireylerin hastalıklı bireylerden ayırt edilmesi gibi durumları içermektedir. Nesne tespiti problemleri, görüntüde bulunan nesnelerin (insanlar, ağaçlar, araçlar vb.) konumlarını belirlemek için kullanılmaktadır. Bu tür problemler, bir görüntü içindeki nesnelerin yerini ve boyutunu saptamak için ilgili nesnelerin etrafına sınırlayıcı kutular yerleştirilmesi gibi tekniklerle çözülebilmektedir. Nesne bölütleme (segmentasyon) problemleri ise görüntüdeki nesnelerin piksel tabanlı sınıflandırılmasını hedeflemektedir. Her bir pikselin hangi nesneye veya gruba ait olduğunu belirlemek için kullanılmaktadır. Bu yöntem, görüntüdeki nesnelerin sınırlarını net bir şekilde çizmek yerine, her pikselin ait olduğu sınıfı tanımlamak için kullanılmaktadır. Böylelikle, görüntü işleme ve analizinde daha ayrıntılı bilgilere erişim sağlamaktadır. Şekil 1.3 'de bu üç farklı problem türüne ait örnek resimler bulunmaktadır. Bu problemler, bilgisayarlı görü ve yapay zeka alanında yaygın olarak kullanılan ve birçok uygulama için temel olan kavramlardır.



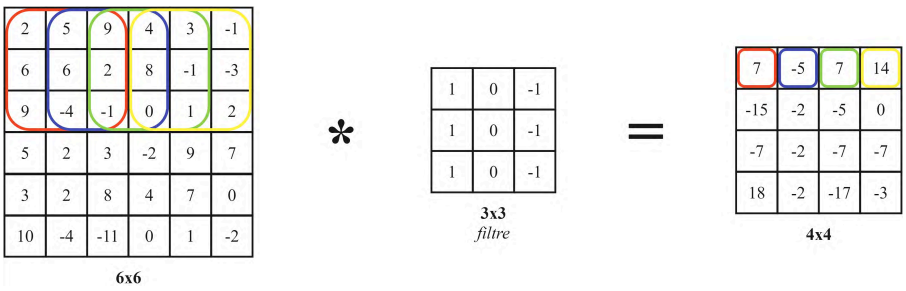
Şekil 1.3 Sınıflandırma, nesne tespiti ve segmentasyon örneği[28]

Dijital biçimde olan görüntülerin en küçük yapı taşına piksel denir. Pikseller

bir araya gelerek görüntüleri oluşturmaktadır. Oluşturulan dijital görüntüler Gri tonlama (Siyah-Beyaz) ve RGB olmak üzere iki farklı kanal sıralamasından oluşur. Gri tonlamalı görüntülerde bir adet görüntü kanalı bulunmaktadır. RGB görüntülerde ise görüntüyü oluşturabilmek için üç adet görüntü kanalına ihtiyaç duyulmaktadır. YSA' da görüntüleri sınıflandırmak için bütün piksellerin tanımlı örüntüler halinde sinir ağına aktarılması gerekmektedir. Örüntülerin tanımlı olması yani başka bir değişle görüntüden özellik çıkarımı ESA tarafından yapılmaktadır. Evrişimli ağlarda öncelikle görüntü üzerinde örüntülerin varlığına ulaşılmaya çalışılır ve bu örüntüler sinir ağına modeline aktarılmaktadır. Bu şekilde problem daha basit modeller ve daha az parametre kullanarak çözülmektedir. ESA modelleri, dört farklı birimden oluşmaktadır. Bunlar Evrişim katmanı, havuzlama katmanı, tam bağlantı katmanı ve aktivasyon fonksiyonu olacak şekilde bu bölümde açıklanmıştır.

Evrişim Katmanı:

Evrişim işlemi en ilkel biçimiyle özel şekilde dizilmiş sayı dizilerinde, matrislerde kullanılmaktadır. Evrişim işlemini gerçekleştirmek için en az iki adet iki boyutlu matris gereklidir. Bunlardan biri, sınıflandırmak istenilen resmin özgün hali diğeri ise istenilen özelliğe göre kullanılan filtre *"kernel"* matrisidir. Girdi görselimizin kanallarından gelen piksel değerlerinden oluşan matrisin kernel ile kurduğu evrişim işlemi Şekil 1.4'te gösterilmiştir.

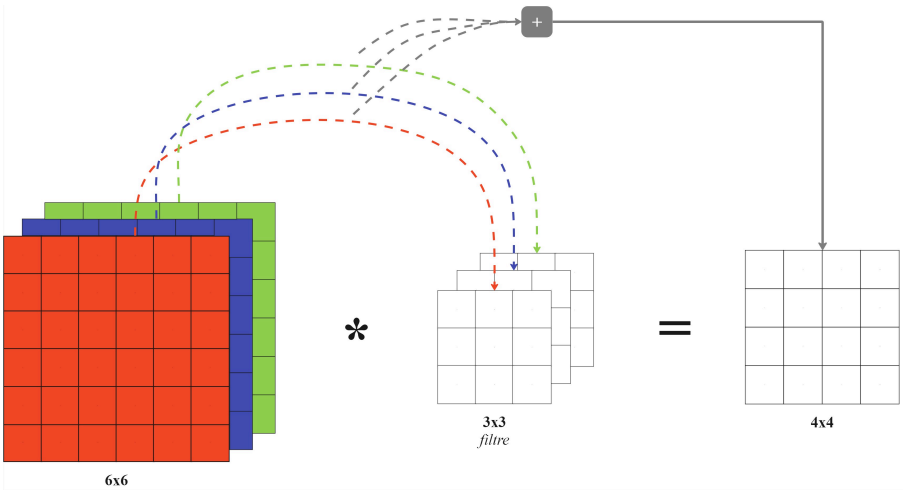


Şekil 1.4 Evrişim işlemi örneği

Şekil 1.4' te dikey kenar filtresi olan örnek evrişim işlemi görülmektedir. Her bir kutu bir pikseli temsil etmektedir.

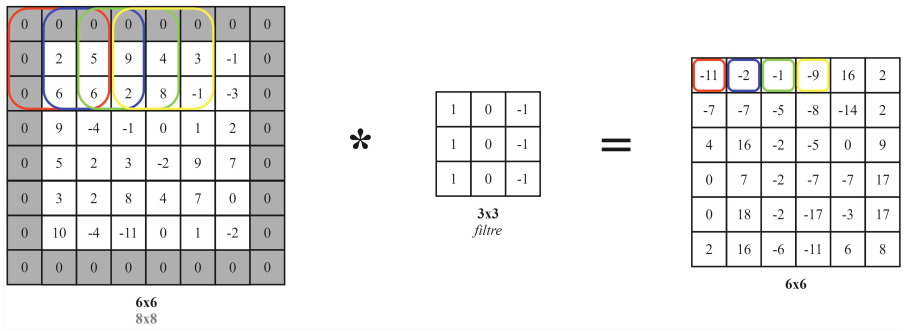
Girdi görüntü tek kanallı olduğunda işlemler bu şekilde gerçekleşmektedir. RGB gibi çok kanallı girdilerde ise kanalların her biri filtre ile evrişim işlemine tabi tutulmaktadır. Sonrasında şekil 1.5' te görüldüğü üzere sonuçlar toplanarak sonuç matrisine yazılmaktadır. Böylelikle renkli görüntünün evrişim işlemi tamamlanmış olur.

Şekil 1.4' te görüldüğü gibi evrişim işlemi sonucu elde edilen çıkış görüntüsünün



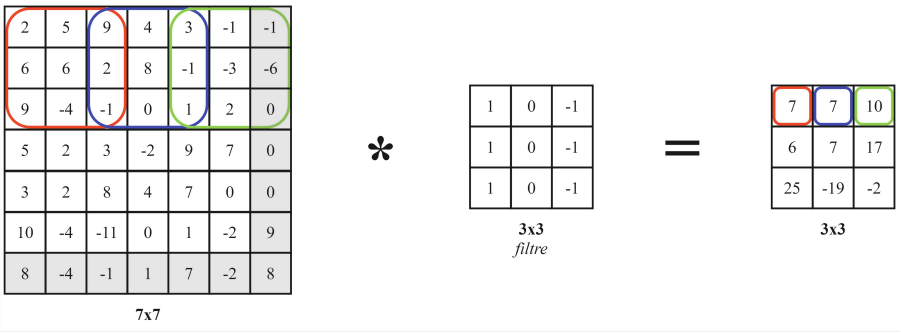
Şekil 1.5 Renkli görüntülerde evrişim işlemi örneği

yükseklik ve genişlik özellikleri orijinal görüntüye kıyasla daha küçük olmuşmuştur. Çıkış görüntüsünün boyutunu kontrol etmek için iki farklı işlem yapılmaktadır. Bunlardan ilki, evrişim işlemi sonucunda küçülen sonuç görselini girdi boyutuyla aynı tutmak için yapılan piksel tamamlama *"padding"* işlemidir. Filtrenin, girdi görselin her pikselini orta hücresine denk gelecek şekilde, dış çeperlerde taşan filtreyi karşılayacak pikseller eklenmektedir. Eklenen pikseller 0 değerinde olabildiği gibi komşu pikselin değerini de alabilmektedir. Örnek bir padding işlemi Şekil 1.6' da gösterilmiştir.



Şekil 1.6 Piksel tamamlama işlemi örneği

İkincisi ise, çıkış görüntüsünün boyutunu, mümkün olan en az veri kaybı ile küçültmeye yardımcı olan adım kaydırma *"stride"* işlemidir. Evrişim işlemi, genellikle filtrenin giriş görüntüsü üzerinde piksel sırasında kaydırılmasıyla yapılmaktadır. Fakat adım kaydırma işlemi sayesinde bu evrişim işlemi birden fazla pikseli işleme almadan başka bir değişle o piksellerde atlama yaparak gerçekleştirilebilmektedir. Şekil 1.7'de, iki adım kaydırma kullanılarak gerçekleştirilen bir örnek evrişim işlemi gösterilmektedir. Bu şekilde, görüntünün boyutunu küçültmek ve hesaplama yükünü azaltmak mümkün olmuştur.



Şekil 1.7 Adım Kaydırma işlemi örneği

Havuzlama Katmanı:

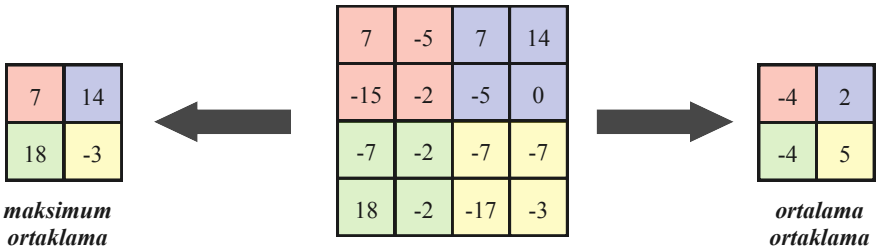
Veri kaybını minimumda tutarak çıkış görüntüsünün boyutunu küçültmek için yaygın olarak kullanılan bir işlem de, havuzlama *"pooling"* işlemidir. Havuzlama işlemi genellikle ESA' nın evrişim katmanından sonra uygulanmaktadır. Bu işlem sırasında, önceden belirlenmiş bir havuzlama matrisinin boyutu belirlenmektedir. Bu matris, giriş görüntüsü üzerinde bir piksel ölçeğinde atlama yaparak gezdirilirken, matris içindeki piksellerin ortalamaları alınabilir veya en büyük değere sahip piksel seçilerek çıkış görüntüsü oluşturulabilmektedir. Şekil 1.8'de, ortalama havuzlama ve maksimum havuzlama işlemleri gösterilmektedir. Bu sayede veri kaybı minimumda tutulur ve önemli bilgilerin korunması sağlanır. Çıkış görüntüsünün boyutuyla ilgili parametreler ayarlandıktan sonra, bir evrişim işlemi sonrası çıkış görüntüsünün boyutu denklem (1.2)' de görüldüğü gibi hesaplanmaktadır.

$$n^{yeni} = (n^{eski} + (2 * p) - f)/s + 1 \tag{1.1}$$

Eşitlikle " n^{yeni} "evrişim sonucu oluşan yeni görüntünün boyutunu, " n^{eski} " görüntünün evrişimden öncesi boyutunu, "p" eklenmiş olan piksel sayısını, "f" uygulanmış olan filtre boyutunu ve "s" adım kaydırma sayısını göstermektedir. Ortaklama işlemi evrişim işlemi yapıldıktan sonraki adımda evrişim işleminden bağımsız olarak yapılmaktadır. Ortaklama işlemi sonrası oluşan yeni görüntü boyutu yukarıdaki eşitlik yardımıyla hesaplanabilmektedir. Eşitlikte sadece filtre boyutu olarak ortaklama boyutu yazıldığı taktirde oluşan yeni görüntünün boyutu bulunmaktadır.

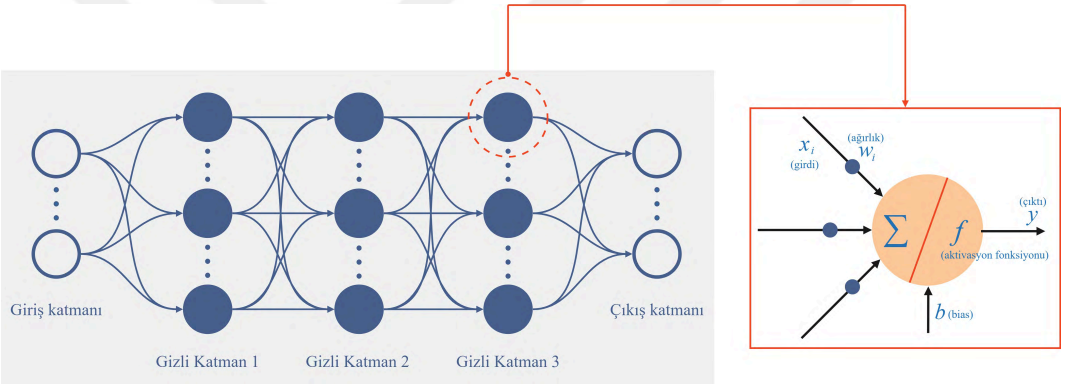
Tam Bağlantılı Katman:

ESA modelinin son birimlerini oluşturan tam bağlantı katmanları, yüksek seviyede öğrenilmiş özelliklerin sınıflandırıldığı katmandır. Bu katmanlar İleri Beslemeli



Şekil 1.8 Havuzlama işlemi örneği

Sinir Ağları(İSA) çalışma prensibine sahiptir. İSA geri bildirim olmaksızın yalnızca ileri yönde akış sağlayan yaygın olarak kullanılan bir derin öğrenme algoritmasıdır [29]. İSA mimarisi Şekil 1.9'te gösterilmiştir, burada daireler nöronları temsil etmektedir. İSA , birbirine bağlı olan nöronların çok katmanlı yapısına sahiptir ve giriş verisi giriş katmanına beslenir ve veri, gizli katmanlar ve çıkış katmanı aracılığıyla aktarılır, çıkış katmanı sonucu verir.



Şekil 1.9 İSA ve tekil bir nöronun şematik gösterimi

Gizli katmandaki bir nöron, önceki katmandan gelen girdi bilgisini ağırlık bilgisiyle bir sapma (bias) değeri ekleyerek aşağıdaki gibi hesaplamaktadır:

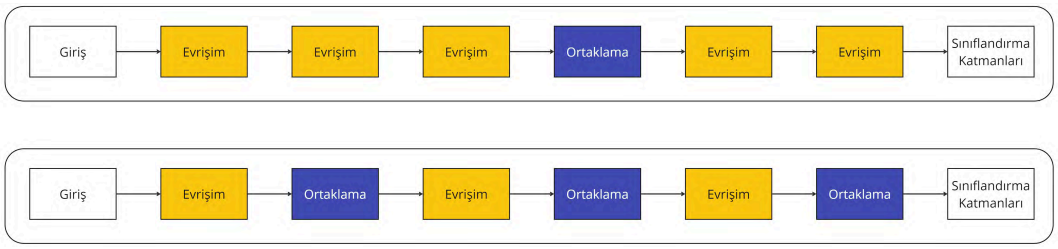
$$b + \sum_{x=1}^{n} x_i w_i \tag{1.2}$$

Çıkan sonucu*(y)* şekil 1.9' da gösterildiği gibi bir aktivasyon fonksiyonu *(f)* yoluyla aktarılmaktadır. Uygulamaya bağlı olarak farklı aktivasyon fonksiyonları bulunmaktadır. İleriki bölümlerde bu fonksiyonlara kısaca değinilmiştir.

Derin öğrenme modellerinde öğrenme süreci, başlangıçta rastgele belirlenen ağırlıklar kullanılarak başlar ve ileri yayılım algoritması ile modelin tahmin ettiği sonuç belirlenmektedir. Tahmin edilen sonuç bulunduktan sonra, gerçek sonuçla arasındaki fark alınarak hata değeri hesaplanmaktadır. Ardından, bulunan hata geri yayılım algoritması kullanılarak her katmana göre türevlenir ve ağırlıklar

güncellenmektedir. Bu işlemler, hata istenen seviyeye ulaşana kadar eğitim setindeki tüm veriler kullanılarak birden fazla kez tekrarlanmaktadır. Hata istenen seviyeye ulaştığında, optimum ağırlıklar elde edilir ve öğrenme süreci tamamlanmış olmaktadır [30].

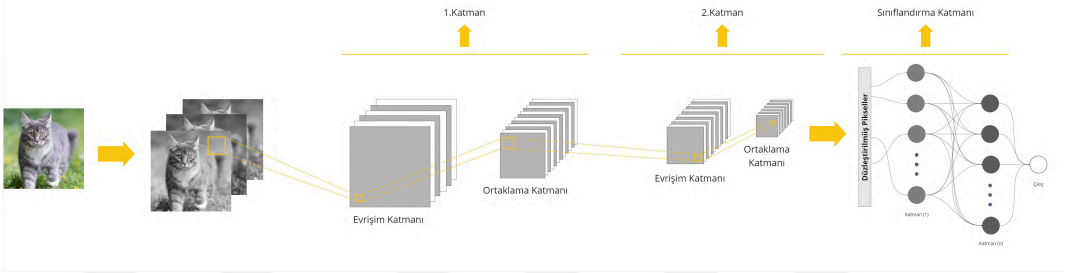
ESA' da beklenen öğrenme; algoritmanın evrişim bölümümde optimum filtre değerinin kullanılmasıyla, tam bağlantı bölümünde ise optimum ağırlık değerlerinin bulunmasıyla gerçekleşmektedir. Optimum filtre ve ağırlık değerlerinin bulunabilmesi için öncelikle ileri yayılım algoritmasıyla girdi kanallarına (renkli ya da gri tonlamalı) ayırılmıştır. Ardından kanallarına ayrılan görüntü işlemin başında rastgele belirlenmiş olan filtre ile bir evrişim işlemine sokularak belirli öznitelikler çıkarmaktadır. Kullanılan filtre sayısı istenilen özniteliklerin ontolojisine göre değişkenlik göstermektedir. Çıkartılan özniteliklere karmaşık girdilerden daha fazla ve doğrusal olmayan özelliklere erişme olasılığını ortaya çıkarmak için aktivasyon fonksiyonuna aktarılmaktadır. Aktivasyon fonksiyonundan sonra, her bir öznitelikte bulunan veri sayısını azaltabilmek için ortaklama işlemine başvurulmaktadır. Birçok kaynakta bu iki işlem tek bir katman olarak şematize edilmiştir. Kurgulanan ESA mimarisine göre katmanların sayıları ve sıraları değişkenlik gösterebilmektedir. Bazı durumlarda ortaklama işlemi yapılmayıp arka arkaya evrişim tercih edilebilmektedir. Her bir evrişim işlemi ayrı bir katman olarak kabul edilmektedir. Bu katmanlarda boyutu küçültülen öznitelikler, rastgele belirlenen filtreler kullanılarak evrişim işlemine tabi tutulmakta ve böylece öznitelik çıkarımı gerçekleştirilmektedir. Çıkarılan bu öznitelikler, tekrar aktivasyon fonksiyonuna aktarılmaktadır. Sonrasında, bir ortaklama işlemi ve boyut küçültme işlemi daha yapılır. Bu işlemler, istenilen sayıda ve şekilde tekrarlanabilmektedir. Şekil 1.10' da iki farklı katman sıralaması gösterilmiştir.



Şekil 1.10 İki farklı örnek evrişim modeli şeması

Şekil 1.11' de görüldüğü gibi iki evrişim katmanına ve iki ortaklama katmanı olan bir ESA modeli şematize edilmiştir. Katmanların sayıları probleme ve çıkarılacak özelliklere göre artırılabilir ya da azaltılabilmektedir. Çıkarılan öznitelikler istenilen boyuta ve sayıya ulaştığında sınıflandırma aşamasına aktarılmaktadır. Sınıflandırma işleminin başlaması için son katmanda elde edilen görsel matristeki değerler yan yana dizilerek düzleştirilir ve tek boyuta indirgenmiş bir sayı dizine

dönüşmektedir. Ardından klasik YSA modeli çıktısı elde edilir. Modelin tahmin ettiği çıkış değeri belirlendikten sonra, bu değer gerçek değer ile karşılaştırılmakta ve aradaki fark hesaplanmaktadır. Bu fark sayesinde hata fonksiyonu elde edilir. Hata fonksiyonu belirlendikten sonra, geri yayılım algoritması kullanılarak hata fonksiyonunun her bir katmana göre türevi alınmaktadır. Böylece her bir katmandaki filtre değerleri ve ağırlıklar güncellenerek süreç tekrarlanmaktadır. Bu işlemler, istenilen hata değeri elde edilinceye kadar tekrarlanmaktadır. Böylece ESA' da öğrenme işlemi gerçekleşmiştir.

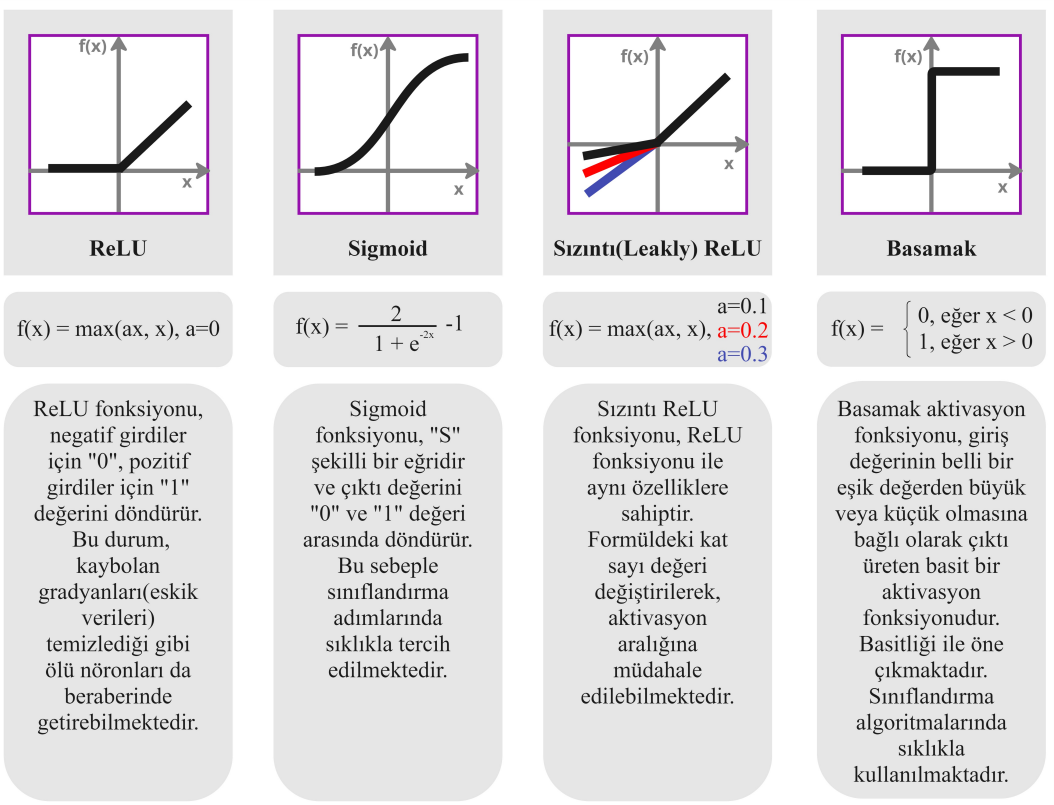


Şekil 1.11 ESA çalışma modeli örneği

Aktivasyon Fonksiyonları:

Aktivasyon fonksiyonları, yapay sinir ağlarında, derin öğrenmede ve evrişimli sinir ağlarında (ESA) öğrenme süreci sırasında hesaplanan çıkış değerine doğrusal olmayan özellikler kazandıran fonksiyonlardır. Doğrusal olmayan fonksiyonlar, girdi değerlerine göre çıktı değerlerinde farklı değişimler yaratabilmektedir. Bu durum, yapay sinir ağlarının daha karmaşık problemleri çözmesine olanak tanımaktadır [31]. Aktivasyon fonksiyonları seçilirken dikkat edilmesi gereken en önemli husus, türevlenebilir olmasıdır. Türevlenebilir olması, geri yayılım algoritmasının çalışabilmesi için gereklidir. Geri yayılım algoritması, yapay sinir ağlarının ağırlıklarını güncellemek için kullanılmaktadır. Türevinin sıfır olmama durumu da öğrenme açısından önemlidir. Türevinin sıfır olduğu durumlarda, geri yayılım algoritması ağırlıkları güncelleyemez ve öğrenme işlemi gerçekleşmez. Bu durum kaybolan gradyan *"vanishing gradient"* olarak da adlandırılmaktadır. Bu durumun en önemli nedeni aktivasyon fonksiyonları olsa da YSA' nın derinliği, başlangıç ağırlık değerleri ve öğrenmenin hızı da kaybolan gradyanı tetiklemektedir.

Yapay sinir ağlarında, derin öğrenmede ve ESA' da en sık kullanılan aktivasyon fonksiyonları Şekil 1.12' de gösterilmiştir.



Şekil 1.12 Aktivasyon fonksiyonları formülleri ve kullanım yerleri

Bir modelin tüm katmanlarında aynı aktivasyon fonksiyonunu kullanmak zorunlu değildir. Örneğin, bir katmanda sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılırken, başka bir katmanda hiperbolik tanjant (tanh) fonksiyonu kullanılabilmektedir.

ESA' da evrişim katmanlarında büyük çoğunlukla ReLU fonksiyonu kullanılırken, tam bağlantılı katmanlarda ise hiperbolik tanjant kullanılmaktadır. Aktivasyon fonksiyonu seçimi, belirli bir görev için en iyi performansı elde etmek için önemlidir. Herhangi bir aktivasyon fonksiyonu herhangi bir problem için kullanılabilir, ancak en sık kullanılan ve en yüksek doğruluk değerine sahip olanlar sigmoid, ReLU, Sızıntı ReLU ve Basamak fonksiyonudur. Bunların dışında da kullanılan bazı aktivasyon fonksiyonları vardır. Doğrusal, elu(üstel doğrusal birim) ve Google tarafından önerilen swish fonksiyonları bunlara örnek gösterilebilmektedir.

Görevin farklılığına bağlı olacak şekilde ESA modellerinin kullanım alanları ve tercih edilen konfigürasyonları değişim göstermektedir. Deprem sonrası hızlı hasar tespiti kapsamında yapılan çalışmalar, aynı görev kapsamında farklı yaklaşımların olduğunu Kısım 2.0.2' de detaylıca göstermektedir. Tablo 1.2, bu alanda sıklıkla kullanılan ESA modellerini, modellerin ve model gruplarının katman sayısını, kullandığı aktivasyon fonksiyonunu ve özellik çıkarma birimlerini göstermektedir.

Tablo 1.2 ESA modelleri ve özellikleri

Model Grupları	Katman Sayısı	Aktivasyon Fonksiyonu	Özellik Çıkarma Birimleri
AlexNet[32]	8	ReLU	Evrişim ve Ortaklama
VGG[33]	16-19-13-11	ReLU	Evrişim ve Ortaklama
YOLO[34]	19-24-53	ReLU	Evrişim ve Ortaklama
ResNet[35]	50-101-152	ReLU	Evrişim, Ortaklama ve Artık Blok
RCNN[36]	8-16-19-13-11	ReLU	Özellik Çıkarımı(CNN, Bölge Önerisi Bölge Uyumlaması, Sınıflandırma, Tespit
U-Net[37]	53	ReLU	Evrişim, Ortaklama ve Ters Evrişim
Inception[38]	22	ReLU	Evrişim, Ortaklama, Inception Modül, Auciliary Modül
MobileNet[39]	20	ReLU	Evrişim ve Ortaklama
EfficentNet[40]	66-800	ReLU, Leakly ReLU	Evrişim ve Ortaklama
SSD[41]			Özellik Çıkarımı(CNN), Çoklu Ölçekli Tespit, Tespit Kutuları Nesne Sınıflandırıcı, Konum Belirleyici ve Dönüştürücü

1.3.3.2 Transfer Öğrenme

Transfer öğrenme, bir konuda edinilen bilgi, beceri veya deneyimin, farklı bir konuda öğrenme veya performansı geliştirme sürecinde kullanılmasıdır. Başka bir değişle; bir alandaki bilgi veya becerinin, başka bir alandaki öğrenme veya performansa katkı sağlamasıdır. Transfer öğrenme, derin öğrenme gibi karmaşık bir alanda da önemli bir rol oynamaktadır. Transfer öğrenmenin amacı, bir problemi çözmek için önceden edinilmiş bilgi ve deneyimleri kullanarak öğrenme sürecini hızlandırmak veya performansı artırmaktır. Örneğin, bir derin öğrenme modeli bir görsel tanıma görevi için eğitilmişse ve sonra farklı bir görevde kullanılacaksa, önceden öğrenilen görsel özelliklerin bu yeni görevde de faydalı olması beklenmektedir. Bu faydalarından dolayı, transfer öğrenme, ilgili görevlerde kullanılan derin öğrenme modellerinin hızını ve performansını artıran bir yöntem olmuştur.

Görüntü içeren görevlerde sıklıkla transfer öğrenme baz modeli olarak kullanılan ImageNet modeli, hedef modelin kullanım yerine göre değişiklik gösteren sınıf sayısına ve önceden hesaplanarak elde edilmiş ağırlıklar ile modeli yeniden eğitmek, gereğinden fazla evrişim ve filtre katmanı varsa onları devre dışı bırakmak ve model yetersiz katman sayısına sahipse katman eklemesi gibi ince ayarlar yapılarak transfer öğrenmeli derin öğrenme modeli oluşturulmalıdır [42].

Görüntü sınıflandırması, görüntü tespiti ve görüntü segmentasyonu görevlerinde transfer öğrenmeli derin öğrenme modelleri otantik görev ihtiyacından dolayı tercih edilir olmuştur. Çalışmanın dördüncü Bölümünde, seçilen modellerin transfer öğrenmeyle olan ilişkisi anlatılmıştır.

1.3.4 Model Değerlendirme Yöntemleri

Derin öğrenme modellerini değerlendirmek, modelin performansını anlamak, güvenilirliğini test etmek ve iyileştirme fırsatlarını belirlemek için önemlidir.

Bu değerlendirme süreci, modelin gerçek dünya problemlerine uygun şekilde çalışmasını sağlamak için kritik bir adımdır. Aşağıda, eğitim sonuçlarının sınıflandırma performansını değerlendiren Karmaşıklık Matrisi ve sınıflandırma modelinin hangi özelliklere odaklandığını gösteren Sınıf Aktivasyon Haritaları' ndan bahsedilmiştir.

Karmaşıklık Matrisi:

Derin öğrenme sınıflandırma modelleri, bir veri kümesi üzerinde eğitilerek gerçek dünyadaki verileri doğru bir şekilde sınıflandırmak için kullanılmaktadır. Bu süreçte sınıflandırma sonuçlarının doğruluğunu ölçmek önem taşımaktadır. Karışıklık matrisi (confusion matrix), bir sınıflandırma modelinin performansını değerlendirmek için kullanılan bir araçtır.

Sınıflar		Gerçek Sınıf	
		Pozitif(**P**)	Negatif(**N**)
Tahmini Sınıf	Pozitif(**P**)	**DP**	**YP**
	Negatif(**N**)	**YN**	**DN**

Şekil 1.13 Karmaşıklık matrisi şematik gösterimi

Karışıklık matrisi, gerçek sınıflar ile tahmin edilen sınıflar arasındaki ilişkiyi özetlemeyi amaçlamıştır. Matrisin bölümleri, gerçekte pozitif olan ve model tarafından doğru olarak pozitif olarak tahmin edilen örnekleri DP (doğru pozitif), gerçekte negatif olan ve model tarafından doğru olarak negatif tahmin edilen örnekleri DN (doğru negatif), gerçekte negatif olan ancak model tarafından pozitif olarak tahmin edilen örnekleri YN (yanlış pozitif) ve gerçekte pozitif olan ancak model tarafından negatif olarak tahmin edilen örnekleri YP (yanlış pozitif) olarak aşağıdaki tabloda(Tablo 1.13) gösterilmiştir.

Karışıklık matrisi, ikiden fazla olan sınıfa sahip olan sınıflandırma modelleri için de kullanılmaktadır. Sınıf sayısına bağlı olarak matrisin boyutu değişmektedir. Sınıf sayısı *n* kabul edilirse, karışıklık matrisi *n x n* olarak bulunabilmektedir. Örneğin, 3 sınıflı bir sınıflandırma problemine sahip modelin karışıklık matrisinin boyutu 3 x 3 olarak bulunmaktadır.

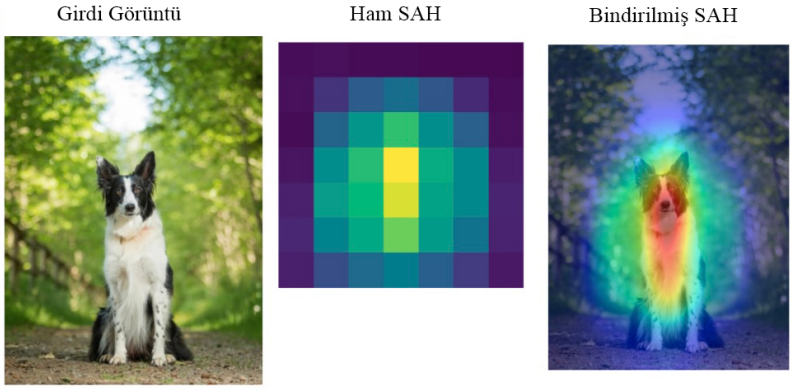
Doğruluk(Accuracy) =	$\frac{DP+DN}{DP+DN+YP+YN}$	f - ölçütü(f - score) =	$\frac{2 \times P \times R}{P + R}$
Hassasiyet(P) =	$\frac{DP}{DP+YP}$	AOK Eğrisi =	$\frac{YP}{YP + DN}$
Keskinlik(R) =	$\frac{DP}{DP+YN}$	EAA Değeri =	$\frac{DP}{DP + YN}$

Şekil 1.14 Karmaşıklık matrisi temelli değerlendirme kriterleri

Karışıklık matrisi oluşturulduktan sonra değerlendirme kriterleri bu matristen beslenerek oluşuturulmaktadır(Şekil 1.14). Doğruluk *"accuracy"* modelin genel performansını ölçmek için kullanılan bir ölçüttür. Hassasiyet(P) ve Keskinlik(R) değerleri, f-ölçütünü *"f-score"* değerinin bulunmasında önemli rol oynamaktadır. Alıcı operasyon karakteristiği (AOK)*"receiver operator characteristics"* eğrisi sınıflandırma probleminin performansının görselleştirmek için kullanılmaktadır. Bu performans grafiğinin altında kalan alan ise eğri altında kalan alan(EAA) *"area under curve"* değeri olarak değerlendirme kriterleri arasında yer almaktadır. AUC değeri 1'e doğru yaklaştıkça iyi bir sınıflandırma yapıldığını göstermektedir [43].

Sınıf Aktivasyon Haritaları(SAH):

Sınıf aktivasyon haritaları *"Class Activation Maps"*, özellikle ESA gibi derin öğrenme modellerinin görsel sınıflandırma görevlerinde hangi görüntü bölgelerinin hangi sınıfları belirlemek için etkili olduğunu görselleştirmek için kullanılan bir yöntemdir [44].



Şekil 1.15 SAH Örneği

ESA gibi derin öğrenme modelleri genellikle bir görüntüdeki önemli özellikleri tanımak için belirli bölgelere odaklanmaktadır(Şekil 1.15). Sınıf Aktivasyon

Haritaları, modelin hangi bölgelere odaklandığını ve bu bölgelerin hangi sınıfın tanınmasında etkili olduğunu görsel olarak göstermektedir. Bu yöntem aşağıdaki adımları içerir:

- ESA modeli bir görüntüyü sınıflandırır ve hangi sınıfın tahmin edildiğini belirler.
- Ardından, ESA modelinin son konvolüsyonel veya tam bağlı katmanının çıktıları alınır. Bu çıktılar, görüntünün farklı özelliklerini temsil eden özellik haritalarını içerir.
- Sınıf aktivasyon haritası oluşturmak için, her bir özellik haritasıyla, ESA tarafından tahmin edilen sınıfın doğruluğunu belirleyen ağırlıklar kullanılır.
- Son olarak, elde edilen ağırlıklarla ağırlıklı birleştirme yapılır ve bu birleşik harita, sınıf aktivasyon haritasını oluşturur. Bu harita, modelin hangi görüntü bölgelerine odaklandığını ve bu bölgelerin sınıfı belirlemede ne kadar etkili olduğunu gösterir.

Sınıf aktivasyon haritaları, modelin karar alma sürecini anlamak ve modelin sınıflandırma yeteneğini görselleştirmek için önemli bir araçtır. Özellikle, görsel sınıflandırma problemlerinde, hangi görüntü özelliklerinin belirli sınıfların tanınmasında kritik olduğunu anlamak için sınıf aktivasyon haritaları çok değerlidir.

Tezin devamında hasar tespit kılavuzları ve hasar tespit görevlerinde derin öğrenme çalışmalarının incelendiği literatür araştırması bölümü gelmektedir. Ardından, Türkiye' de deprem riski ve betonarme yapılarda deprem hasarları anlatılmaktadır. Dördüncü bölümde, literatür çalışmasında incelenen iki derin öğrenme modelinin hasar sınıflandırma problemine özgü eğitim aşamalarına yer verilmiştir. Daha sonra, bulgular bölümünde modellerin eğitim sonuçlarına yer verilmiştir. Çalışma sonuç bölümünde bulguları tartışarak son bulmuştur.

2
LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Çalışmanın literatür araştırması iki başlıkta incelenmektedir. İlk kısımda, deprem sonrasında uygulanan güvenlik ve hasar tespit kılavuzları yer almaktadır. İkinci kısımda ise hasar tespit yöntemlerinin yapay sinir ağları ile olan ilişkisinden örnekler anlatılmaktadır. İncelenen çalışmalar, hasarın varlığı ile kullanılan algoritma arasında anlamlı ilişkiler çıkarmaktadır.

2.1 Deprem Sonrası Güvenlik ve Hasar Tespiti Kılavuzları

Deprem sonrası hasar ve güvenlik değerlendirmesi, deprem olaylarının ardından yapılan sistemli değerlendirme ve analizi ifade etmektedir. Bu değerlendirme binaların, altyapının ve diğer inşa edilmiş unsurların yapısal bütünlüğünü, güvenliğini ve meydana gelen hasarı ölçebilmek amacıyla gerçekleştirilmektedir. Bu kapsamlı incelemenin ana hedefi depremden etkilenen insanların güvenliğini sağlamaktır. Bununla birlikte deprem tarafından neden olunan yapısal ve yapısal olmayan hasarın derecesini ve doğasını ayırt etmeyi de hedeflemektedir.

Birçok ülke, farklı hasar türlerine dayalı olarak deprem sonrası değerlendirmeleri için kılavuzlar belirlemiştir ve buna bağlı olarak etiketleme prosedürleri geliştirmiştir. İlk olarak, Amerikan Teknoloji Komisyonu (ATC), binaların hızlı ve detaylı post-deprem değerlendirmeleri için detaylı güvenlik değerlendirme kılavuzları serisi yayınlamıştır [45][46][46][47]. Bu kılavuzların dış yöntemlerinde kalıcı hasarlar ve problemlerde hasarsız, hafif, orta ve ağır hasarlı şekilde sınıflamalar yapılmaktadır. Dış gözlem yetersiz kaldığında binanın hasarını belirleyebilmek için bina içi eleman bazlı değerlendirme yapılmaktadır. Bunun sonucunda bina durumu denetlenmiş, kullanımı kısıtlı ya da güvensiz olarak güncellenmektedir. Aynı şekilde Yeni Zelanda Deprem Mühendisliği Derneği(NZSEE) de dört gruplu hasar tespiti kılavuzu geliştirmiştir [48]. Japonya'da diğerlerinin aksine beş farklı grupta değerlendirme yapılmaktadır. Japonya 2001'den beri deprem sonrası hasar değerlendirmesi ve rehabilite

önlemleri, Japonya Bina Afet Önleme Derneği (JBDPA) tarafından önerilmektedir [49]. Yunanistan'da, Deprem Planlama ve Koruma Kurumu (EPPO), bu yöntemlerden farklı olarak eleman bazlı hasar tespitinde çatlak yönlerini de dikkate almış ve yapısal olmayan elemanları da ekleyerek bir ölçek önermiştir [50]. Deprem sonrası hasar ve güvenlik değerlendirmesi ve kısa vadeli önlemler formu (AeDES), yapısal olan ve yapısal olmayan elemanların hasarlarını denetlediği bir ölçek geliştirmiştir [51]. Avrupa Makrosismik Ölçeği (ESC), beş sınıftan oluşan hasar tespit ölçeği yöntemini önermiştir [52]. İlki ve diğ. [53] diğer kılavuzlara benzer olarak genel hasarı önemsiz, hafif, orta, ağır ve çökme olarak sınıflandırmıştır. Yöntemde dikey ve yatay taşıyıcı elemanların üzerindeki hasarlar çatlak, dökülme, ezilme, burkulma ve deformasyonlar gibi hasar seviyeleri dikkate alınarak beş farklı grupta sınıflandırılmıştır. Belirlenen eleman hasar seviyeleri doğrultusunda, hasarlı eleman sayısına bağlı olarak binanın genel hasarı belirlenmektedir. Yöntem, yapısal olmayan elemanların hasarları tespit ederek iç mekan kontrollerinde maliyet analizlerini çıkarmayı da hedeflemiştir. Tablo 2.1' de hasarın kontrol edildiği yapı elemanlarını ve hasar sınıflandırmaları gösterilmiştir.

Tablo 2.1 Deprem sonrası hasar değerlendirme kılavuzları

Kılavuz	Ülke	Kontrol Edilen Yapı Elemanı	Hasar Sınıflandırması
ATC-20[45][46][46][47]	Amerika	Duvarlar	Hasarsız - Hafif - Orta
		Kolon - Kiriş - Döşeme	Ağır
NZSEE[48]	Yeni Zelanda	Duvarlar	Hasarsız - Hafif - Orta
		Kolon - Kiriş - Döşeme	Ağır
JBDPA[49]	Japonya	Duvarlar	HS (I - II - III - IV - V)
		Kolon - Kiriş - Döşeme	
ESC[52]	Avrupa Birliği	Duvarlar	Önemsiz/Hafif -Orta -Önemli/Ağır
		Kolon - Kiriş - Döşeme	Çok Ağır - Yıkıntı
EPPO[50]	Yunanistan	Duvarlar - Merdivenler - Parapet Duvarları	Hasarsız - Hafif - Orta - Ağır
		Kolon - Kiriş - Döşeme	
AeDES[51]	İtalya	Duvarlar - Merdivenler	Hasarsız - Hafif - Orta
		Kolon - Kiriş - Döşeme	Ağır - Çok Ağır - Yıkıntı
TCIP-DAM-2020[53]	Türkiye	Dikey ve Düşey Strüktür Elemanları	0 - A - B - C - D

Ancak, bir deprem sonrasında hasar gören binaların değerlendirilmesi sürecinde, kontrol gruplarına yönelik talep, hasar almış yapı sayısına yetmemektedir. Hasar değerlendirmesi yapacak deneyimli profesyonellerin sayısı hasarlı yapı sayısı karşısında yetersizdir ve bu profesyoneller farklı teknik altyapılardan gelmektedir. Mühendisler ve mimarlar, konuyla ilgili akademik çalışmalara sahip uzman kişiler ve sektörün içerisinde yer alıp uzman olmayan kişiler kontrol grupları içerisinde yer alan kişilere örnek verilebilmektedir. Uzman olmayan kimseler için temel zorluk, bir binanın artçı şoklara karşı direncini belirlemek için ayrıntılı sismik analiz yapmak yerine, konuyla ilgili yetersiz deneyimleri ve eksik kılavuzlar nedeniyle hasarı yanlış tahmin etmek olmuştur. Bu tür yetersizliklerin toplumsal ve ekonomik etkisi, değerlendirme çalışmalarının tamamlanana kadar etkilenen mağdurların evsiz ve işsiz kalma gerçeğiyle daha da artmaktadır [6].

Deprem sonrası yapılan hasar tespit çalışmalarının, objektif bulgulara dayalı nicel yöntemlerle desteklenen bir sistem aracılığıyla gerçekleştirilmesi, doğru ve pratik kararların alınmasını sağlayacaktır. Bu durum, nitel yorumlardan uzak, objektif bir temelde değerlendirmeler yapılmasını talep edecektir. Günümüzde, hasar tespit yöntemlerini öznel yorumlardan uzaklaştıran yöntemler geliştirilmektedir.

2.2 Deprem Sonrası Hasar Tespitinde Kullanılan Derin Öğrenme Çalışmaları

Hesaplama kapasitesindeki artışlar sebebiyle makine öğrenmesi yöntemleri deprem sonrası sismik hasarları tespit etmede tercih edilir olmuşlardır [54][55]. Shan ve diğ. [56]Stereo görüş yöntemiyle beton yüzey çatlaklarına konum bilgisi ekleyerek resimden bağımsız derinlik tespiti yapmışlardır. Bilgisayarlı görü teknolojilerinde derin öğrenme yöntemleri, makine öğrenmesi yöntemlerinin çok girdili ve gürültülü görselleri istenilen doğrulukta geri dönüş sağlayamamasından kaynaklı kullanılmaya başlanmıştır. Yapılarda hasar ve çatlak tespiti konusunda ESA, bu eksiklikleri kapatmak için sıklıkla tercih edilmiştir [57][58][59][60]. Lingxin ve diğ. [11] yaptığı çalışmada, derin öğrenme tabanlı teknikler kullanılarak hasar tespitindeki güncel gelişmeler hakkında kapsamlı bir literatür taraması sunmuştur. Gao ve Mosalam [61], hasar görüntülerini piksel, eleman ve strüktür kompozisyonu içerecek şekilde üç ayrı sınıfta tanımlayarak, her bir hasar görseli sahnesinin getirdiği avantajları ve dezavantajları ortaya koyan bir karar ağacı tanımlamıştır. Bu sınıflardan piksel bazında hasar tespiti, betonarme yüzeylerdeki çatlağın tespitinde oldukça sık kullanılmaktadır [62][63][64][65][66]. Dağınık çatlaklara sahip yüzeylerde çatlağı tespit etmek için kayar pencere yöntemiyle derin öğrenme modelleri eğitilmiştir [67][68]. Kim ve diğ. [69]çatlağın yüzeyde sürekli harekete sahip olup olmadığı, çatlak lokasyonlarını belirleyerek ölçmüştür. Dorafshan ve diğ. [70] beton yüzeylerindeki çatlak tespiti için DESA modelini kenar tespiti algoritmalarından daha başarılı bulmuştur. Feng ve diğ. [71] piksel bazlı hasar tespitinde çatlak varlığının yanı sıra, yüzeydeki döküntüleri ve su lekelerini tespit etmiştir. Delaminasyon, kabuk soyulması, çatlak ve akıntı izlerini cephe görselleri üzerinden piksel ölçeğinde Lee ve diğ. [72] sarmal kutu yöntemiyle incelemiştir. Beton yüzeylerinde yer alan bitki dalları, çatlak olmayan kusurlar ve derzleri, olasılık haritaları üzerinden ESA ağı ile Kim ve diğ. [73] yapısal çatlaklardan ayırmıştır. İHA tarafından elde edilen görseller ile eğitilmiş derin öğrenme modeli ile Choi ve diğ. [7], cephe yüzeyinde bulunan çatlakları tespit etmiş ve çatlakların konumlarını gösteren çatlak haritasını elde etmiştir. Ma ve diğ. [74] BIM sistemleri ile entegre çalışan, çatlak ve diğer beton kusurlarını tespit eden bir derin öğrenme modeli geliştirmiştir.

Piksel tabanlı hasar tespitinin yanı sıra, derin öğrenme yoluyla eleman bazlı hasar tespitleri de, deprem sonrası hasar tespit çalışmaları arasında sıklıkla kullanılmaktadır. Gao ve Mosalam [61], önerdiği hiyerarşiye bağlı kalarak yapı eleman hasarlarını VGG16 modeli ile tespit etmiş ve sınıflandırmıştır. Mondal ve diğ. [75]dökülmeler, yüzey çatlakları, donatı tespiti ve burkulma hasarı gibi yapısal hasarları tespit edebilmek için bölge tabanlı ESA kullanmışlardır. Bhatta ve Dang [76], deprem görsellerini eleman ölçeğinde hem yapısal hem de yapısal olmayan olarak dört farklı seviyede QESA modeli ile tespit etmiştir. Ekici ve diğ. [77] yapı elemanları üzerinde derin öğrenme modellerinin çatlak, nem, deformasyon ve hasarsız olarak sınıflandırma performansını test etmiştir. Yılmaz ve diğ. [78], DamageNet modeli üzerinden betonarme yapı elemanlarını İlki ve diğ. [53]' nin hasar sınıflandırmasına göre sınıflandırmış ve eğitilen bu modeli mobil aplikasyon üzerinden test etmiştir.

Derin öğrenme yöntemlerini tek başına kullanmanın yanı sıra, Chen ve diğ. [79]ve Fang ve diğ. [80] evrişimli sinir ağları modelleri ile olasılık analizini birleştirerek çatlak tespiti üzerine melez yöntemler önerilmiştir. Naito ve diğ. [81] tarafından afet sonrası hava görüntülerinden yararlanarak hasar gören yapıları dört farklı hasar derecesine ayırarak derin öğrenme modeli ile durum tespiti yapılmıştır. Aynı şekilde hava fotoğraflarını kullanarak Li ve diğ. [82] ve Maraş ve diğ. [83], yapıların enkaz ve hasar durumunu derin öğrenme modeliyle sınıflandırmıştır. Pan ve diğ. [84], yapısal hasarları ölçme ve betonarme yapıların finansal kayıp tahmini ile ilişkili olmak için YOLO modeli kullanarak hızlı maliyet değerlendirme çerçevesi önermektedir. Aynı zamanda deprem sonrası oluşan hasarları ince çatlak, geniş çatlak, beton dökülmesi, açıkta kalan donatı ve donatı burkulması olarak yapısal eleman üzerinde tespit edip sınıflandırmıştır. Li ve Zhao [85]ESA modeli ile hasar tespit modeli geliştirilmiş ve oluşturulan modeli mobil aplikasyon ile interaktif bir şekilde test etmiştir.

Tablo 2.2 Gao ve Mosalam' ın aşama düzenine göre makine ve derin öğrenme yöntemli hasar tespit yaklaşımlarının görev türleri

Sahne Seviyesi	**Görev**	**Çalışma**
Piksel	İki Durumlu Çatlak Tespiti	[7][62][59][58][68][63][70][85][80][65][56][60] [18][64][67]
	Çoklu Hasar Tespiti	[77][73][69][72][74][71][55][66][78]
Eleman	Aşamalı Hasar Tespiti	[84][76]
	Çoklu Hasar Tespiti	[75]
Strüktür	İki Durumlu Yıkıntı Tespiti	[82]
	Aşamalı Hasar Tespiti	[83][81]

Tablo 2.2' de ilgili çalışmaların kullandığı görsel veriye göre hangi hasar görevini içerdiği gösterilmiştir. Tablodaki bilgiler Gao ve Mosalam [61]' ın önerdiği

piksel, eleman ve strüktür sahnesi ölçeğinde ele alınmıştır. Deprem sonrası hasar tespitinde hasarın niceliksel olarak ölçülebilir olması, sonucun doğruluğu açısından büyük öneme sahiptir. Bu sebeple deprem hasarlarının çatlak ölçeğinde değerlendirilmesi, çalışmaların büyük çoğunluğunu oluşturmaktadır. Piksel ölçeğinde görsel kompozisyona sahip fotoğraflardan çatlağın varlığını, malzeme bilgisi ve diğer beton kusurları hakkında bilgi sahibi olmak diğer sahne düzenlerine göre daha tercih edilir olmuştur. Strüktür ölçeğinde sahne düzeni ise dış tespit süreçlerinde yapı türü, strüktür ve yıkım durumu hakkında bilgi vermektedir. Öte yandan eleman ölçeğinde görsel kompozisyona sahip fotoğraflardan edinilen hasar türü, çatlağın şekli, dökülme, donatı tespiti gibi bilgiler hasarın yapısal olma etkisi üzerinde diğer sahnelere kıyasla daha fazla durmaktadır. Deprem sonrası güvenlik değerlendirme kılavuzlarının kriterleri2.1 göz önüne alındığında, iç tespit sürecinde yapısal elemanlar ve yapısal olmayan elemanların sismik hasar türlerini tespit etme süreci önemli rol oynamaktadır. Tablo 2.2 de gösterilen eleman sahne ölçeğindeki çalışmalarda yapısal ve yapısal olmayan hasarların eleman ölçeğinde değerlendirmelerinin azlığı dikkat çekmektedir.

Tablo 2.3 Hasar tespit çalışmalarında kullanılan algoritmalar

Yöntem	**Algoritma**	**Çalışma**	**Doğruluk**
MÖ	Canny-Zernike	Shan ve diğ.[56]	-
	RF	Mansourdehghan ve diğ.[55]	81.40
	DT		
	K-NN		
	Gradient Boost		
	Ada Boost		
	Naive Bayes		
	ANN	Bhatta ve Dang[54]	70.14
	SVM		68.65
	RF		74.62
	K-NN		62.68
	DT		64.17
DÖ	VGG	Choi ve diğ.[7]	99.00
	VGG	Li ve diğ.[82]	56.01(F1)
	YOLOv3	Park ve diğ.[62]	-
	U-Net	Karaçay[59]	93.20
	VGG16	Ekici ve Ustaoğlu[77]	99.51
	GoogleNet		97.92
	ResNet50		99.79

Tablo 2.3 Hasar tespit çalışmalarında kullanılan algoritmalar(devamı)

Yöntem	Algoritma	Çalışma	Doğruluk
	Mask-RCNN	Maraş ve Sarıyıldız[83]	95.12
	VGG19	Şener ve Ergen[58]	94.50
	Xception		99.29
	DenseNet-201		99.33
	MatConvNet	Cha ve diğ.[68]	98.00
	CNN	Yokoyama ve Matsumoto[63]	79.00
	AlexNet	Kim ve diğ.[73]	92.00
	AlexNet	Li ve diğ.[85]	99.00
	Faster-RCNN	Lee ve diğ.[72]	-
	YOLOv2	Pan ve diğ.[84]	98.00
	SSD	Ma ve diğ.[74]	98.00
	VGG16	Dung ve diğ.[65]	99.00
	Inception-V3		99.00
	ResNet		97.50
	ResNet	Fang ve diğ.[80]	87.50
	VGG16	Gao ve Mosalam[61]	94.50
	CNN	Modarres ve diğ.[64]	99.60
	QCNN	Bhatta ve Dang[76]	61.20
	CNN		56.90
	AlexNet		56.20
	VGG16		54.20
	VGG19		56.20
	ResNet50		51.20
	InceptionV2		55.00
	InceptionV3		54.20
	MobileNetV2		44.90
	Xception		57.30
	DenseNet		58.80
	4CategoryNet	Miao ve diğ.[66]	71.12(MIoU)
	CrackNet		70.11(MIoU)
	InceptionV2	Mondal ve diğ.[75]	51.00(mAP)
	ResNet50		54.00(mAP)
	ResNet101		55.50(mAP)
	Inception-ResNetV2		60.80(mAP)
	AlexNet	Zhang ve diğ.[86]	98.26
	DamageNet	Yılmaz ve diğ.[78]	92.0

Tablo 2.3 Hasar tespit çalışmalarında kullanılan algoritmalar(devamı)

Yöntem	Algoritma	Çalışma	Doğruluk
	ResNet		89.0
	MobileNetV2		84.0
	EfficientNet		84.0
	VGG16		89.0
	VGG16	Silva ve Diogo[60]	92.27
	CNN	Yeum ve diğ.[57]	-
Karma	DCNN	Dorafshan ve diğ.[70]	86.0
	Kenar Tespit Modelleri		
	AlexNet	Kim ve diğ.[69]	98.0
	SVM		
	CNN	Chen ve diğ.[79]	99.9
	Naive Bayes		
	CNN	Naito ve diğ.[81]	88.40
	SVM		
	Bag of Visual Word		

Bu nedenle bu çalışmada, yapısal olan ve yapısal olmayan hasarların evrişimli sinir ağları yöntemiyle sınıflandırılması hedeflenmiştir. Sınıflandırma işlemi için Tablo 2.3 da gösterilen evrişimli sinir ağları modellerinden yüksek doğruluk sonuçları göze alındığında AlexNet ve VGG19 modelleri tercih edilmiştir. Tablo 1.2 da gösterilen katman sayılarına bakıldığında, çalışmada seçilen modellerin katman sayılarının farklı olması, modelleri karşılaştırılabilir kılması açısından tercih edilmiştir. Seçine modellerin eğitilebilmesi için deprem hasarı görsellerine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu görsellerdeki hasarları modellere aktarabilmek için hasar sınıflarının belirlenmesi gerekmektedir. Bir sonraki bölümde, sınıfları belirlemek için betonarme yapı elemanlarının deprem davranışları ve depremin Türkiye ile olan ilişkisinden detaylıca bahsedilmiştir.

3
DEPREM VE BETONARME YAPI HASARLARI

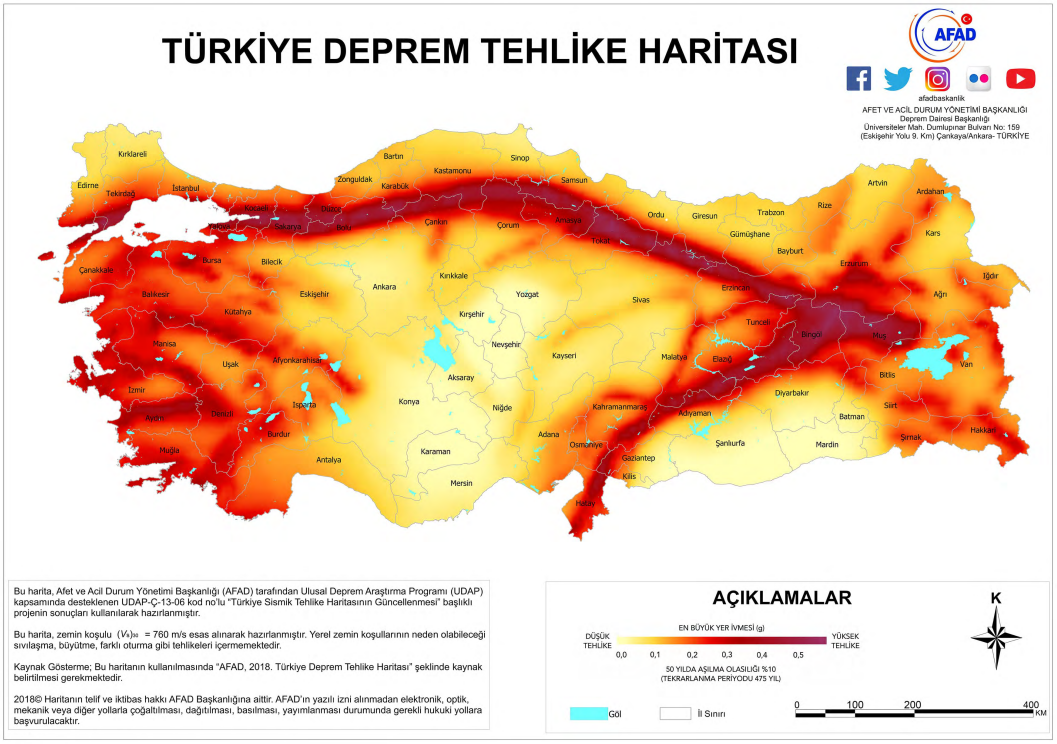
TDK sözlüğü depremi "Yer kabuğundaki hareketlerin meydana getirdiği enerjinin boşalması sonucunda oluşan sarsıntı; yer sarsıntısı, hareket, zelzele." olarak tanımlamıştır. AFAD'ın verilerine göre [87] doğa kaynaklı afetler sıralamasında depremler ezici çoğunlukla birinci sırada yer almaktadır(Şekil 3.1).

Tablo 3.1 2020 ve 2022 yılı doğa kaynaklı afet istatistikleri

Afetler	**2020**	**2022**
Çığ	11	18
Deprem	321	21.054
Heyelan	107	859
Kaya Düşmesi	17	137
Obruk	2	13
Sel/Su Baskını	177	450
Diğer (fırtına, dolu, aşırı kış koşulları v.b.)	270	451

Türkiye, yüzölçümünün %92'si ve nüfusunun %95'i deprem riski altında olan bir ülkedir. 2018 yılında AFAD tarafından yayımlanan diri fay hattı haritasına göre, Türkiye'de 326 adet deprem fay hattı bulunmaktadır (Şekil 3.1). Bu fay hatları arasında en aktif olanları, Anadolu topraklarının bir ucundan diğer ucuna uzanan 1350 km uzunluğundaki Kuzey Anadolu fay hattı ve 580 km uzunluğundaki Doğu Anadolu fay hattıdır.

Türkiye, Alp-Himalaya deprem kuşağı üzerinde yer alan bir ülkedir. Kuzeyde Avrupa-Asya ve güneyde Afrika-Arabistan levhaları arasında yer alan ülkemizin jeolojisi, bu iki levhanın sürekli hareketlerine ve bu levhalar arasında yer alan Tetis denizinin Bitlis-Zagros dağ kuşağı boyunca kapanmasına bağlı olarak gelişmiştir. Türkiye ve çevresinde meydana gelen depremler, Avrasya, Afrika ve Arabistan levhaları arasındaki hareketlere bağlıdır. Bu hareketler, dalma-batma, kıtasal çarpışma, açılma ve kaçış tektoniği gibi karmaşık tektonik olaylara neden olmaktadır.



Şekil 3.1 Türkiye deprem tehlike haritası

Türkiye, tarih boyunca sık sık depremlerin meydana geldiği, yüksek sismik aktiviteye sahip Anadolu levhası üzerinde yer almaktadır. Bu coğrafyada kaydedilen en eski deprem MÖ 411 yılında gerçekleşmiştir. 1900'den günümüze büyüklüğü 7'nin üzerinde 20 deprem meydana gelmiştir. Türkiye'de 1900-2023 yılları arasında can kaybı veya hasara neden olan 269 deprem meydana gelmiştir. Bu depremler, can kaybı ve ağır hasara neden olma bakımından sırasıyla 2023 Kahramanmaraş, 1939 Erzincan ve 1999 Kocaeli merkezli Marmara depremleridir(Şekil 3.2).

Tablo 3.2 Türkiye deprem tarihinin en fazla can ve mal kaybına neden olan ilk 4 depremi

Yer	Tarih	Büyüklük	Hasarlı Yapı	Can Kaybı	Ekonomik Etki
Çayırlı, Erzincan	26 Aralık 1939	7.9	117.000	33.000	-
Gölcük, Kocaeli	17 Ağustos 1999	7.6	328.113	18.373	%1.5-%3.3
Pazarcık, Kahramanmaraş	06 Şubat 2023	7.7	2.618.697	48.000 ve üzeri	%9
Elbistan, Kahramanmaraş	06 Şubat 2023	7.6			

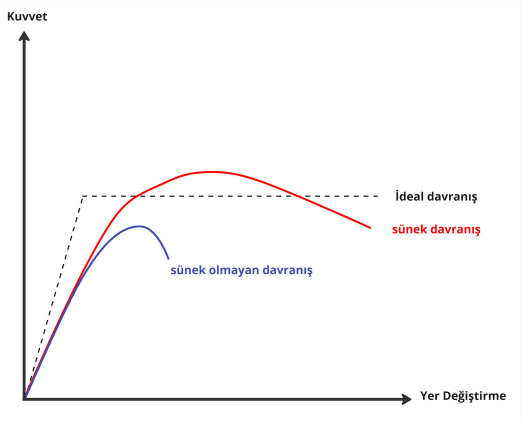
Bu depremler, Türkiye'de ciddi sonuçlara yol açmıştır. Kuzey Anadolu Fay Hattı üzerinde gerçekleşen 1939 Erzincan depreminde, 5 farklı fay kırılmış, 33.000 kişi yaşamını yitirmiş ve 117.000 konut zarar görmüştür. 1999 Kocaeli depreminde ise 18.373 kişi hayatını kaybetmiş ve 328.113 yapı hasar almıştır. Kocaeli depreminin Türkiye ekonomisine maliyeti 6,5 milyar dolar olarak tahmin edilmektedir [88]. Bu kaybın Türkiye ekonomisinin %1,5 ile %3,3'ü arasında olduğu belirtilmektedir

[89]. 2023 yılında Doğu Anadolu Fay hattı üzerinde gerçekleşen Kahramanmaraş ve Hatay merkezli depremlerinde ise 48.000 kişiden fazla kişi hayatını kaybetmiş ve 2.618.697 yapı hasar görmüştür. Bu kayıpların 2023 yılı milli gelirin yaklaşık %9' una karşılık gelmektedir [88].

3.1 Deprem Sonrası Betonarme Yapılarda Oluşan Hasarlar

Deprem, yer kabuğunda beklenmedik bir anda ortaya çıkan enerji sonucunda meydana gelen sismik dalgalanmalar ve bu dalgaların yeryüzünü sarsması olayıdır. İnşa edilen bütün yapıların bu dalgalanmaların yarattığı sarsıntı ve bozulmalara uyum sağlaması beklenmektedir. Yapının tasarımı, malzemesi, inşa kalitesi ve deprem büyüklüğü uyum kabiliyetini etkilemektedir. Bu durum yapının *"deprem davranışı"* adı altında değerlendirilmektedir.

Depreme dirençli yapı tasarısı kurgulamak için başlıca dikkat edilmesi gerekenlerden biri yapının sünekliliğidir. Süneklilik, deprem etkisi altında dayanımda önemli bir azalma olmaksızın, taşıyıcı sistemdeki elemanın plastik şekil değiştirme, taşıyıcı sistemin ise yer değiştirme yapabilme özelliğidir [90]. Süneklik, bir yapı elemanının herhangi bir deprem yükü altında lineer elastik sınırını aştığında taşıma kapasitesinde büyük bir düşüş yaşamadan geniş hareketler yapabilme yeteneğini ifade eder. Sünek yapılar, depremden kaynaklanan enerjiyi emerek yapının çökmesini önleyebilme kapasitesine sahiptir. Şekil 3.2' de yapı elemanının sünek olma durumuna göre kuvvet ve yer değiştirme grafikleri gösterilmiştir.

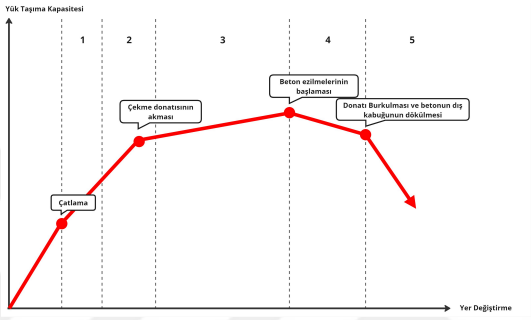


Şekil 3.2 Yapı elemanlarının süneklik durumuna göre kuvvet ve yer değiştirme grafikleri grafiği

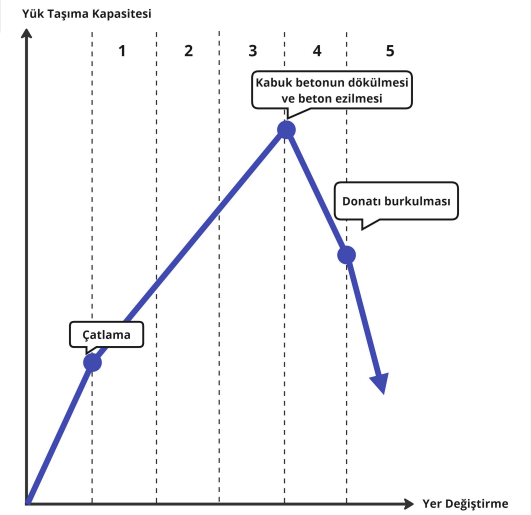
Şekil 3.2'teki grafikte de görüldüğü üzere, sünek davranan yapı elemanları, sünek olmayanlara kıyasla daha fazla deprem kuvvetine maruz kaldığında daha büyük yer değiştirme hareketleri ile dayanım gösterebilmektedir. Sünek ve sünek olmayan elemanlar arasında yapılabilecek başka bir karşılaştırma ise onların yer değiştirme

ve yük taşıma kapasitesi özelliklerinde yapılmaktadır. Şekil 3.3 ve Şekil 3.4'da verilen grafiklerde,

Beton yüzeyinde 0.2 milimetre ve daha az çatlakların görüldüğü bölge şekilde gösterilen 1. bölgedir. Çatlak genişliği 0.2 ve 1 milimetre değerleri arasına yükseldiğinde 2. bölge sınırları içerisine girilmiş olunmaktadır. Burada çatlaklar gözle görülmeye başlanmaktadır. Çatlak genişliği 1 ve 2 milimetre arasında değişiklik göstermeye başladığında, 3. bölgede kabuk beton dökülmelerine de rastlanılmaktadır. 2 milimetreden daha fazla genişlikte çatlakların görüldüğü 4. bölgede beton ezilmelerine rastlanılmaktadır. ve son bölge olan 5. bölgede ise donatı burkulması ve çekirdek beton çatlaklarına rastlanılmaktadır.



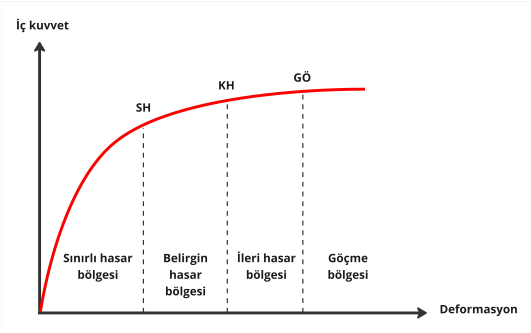
Şekil 3.3 Sünek yapı elemanlarının yük taşıma kapasitesi-yer değiştirme grafiği



Şekil 3.4 Sünek olmayan yapı elemanlarının yük taşıma kapasitesi-yer değiştirme grafiği

Türkiye Bina Deprem Yönetmeliği (TBDY) 2018'de 3.5, sünek yapı elemanların kesit hasar bölgeleri üç bölgede incelenmektedir. Bunlar sırasıyla sınırlı hasar , kontrollü hasar ve göçme önlenmesi olarak adlandırılmaktadır.

Sınırlı hasar bölgesi, hasarın sınırlandırılmış ve ihmal edilebilir durumları kapsamaktadır. Kontrollü hasar bölgesi, taşıyıcı yapı elemanlarının onarılabilir



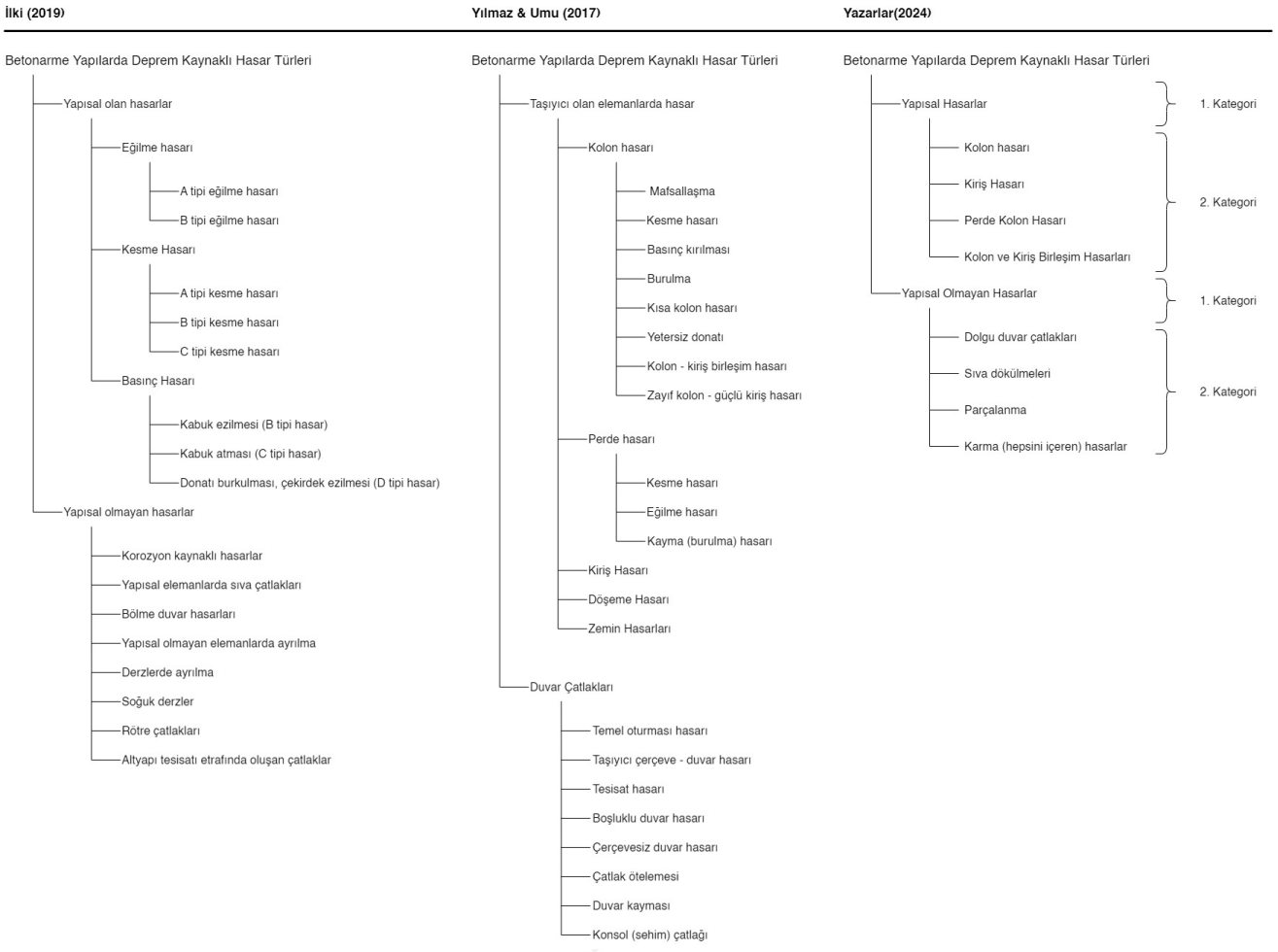
Şekil 3.5 TBDY 2018 kesit hasar bölgeleri

hasar durumlarını içermektedir. Göçme önlemesi bölgesine ise ileri düzeyde oluşmuş hasarların çökme öncesi tanımladığı durumlar dahil edilmektedir. Sismik yer hareketleri, yapılara yanal doğrultuda eki altına alan ve önemli ölçüde hasara uğratan bir yer hareketidir. Yapıların inşa kaliteleri, konumlandıkları zeminin durumu, maruz kaldıklarını sismik yüklerin türü ve yapıların taşıyıcı sistemleri yapıların deprem davranışlarında söz sahibi olmaktadır. Hafif şiddetteki depremlerde yapıların elastik bölge sınırları içerisinde kalmaları, orta şiddetteki depremlerde ise elastik olan bölgeyi aşmamaları ve alınan hasarların müdehale edilebilir olması beklenmektedir. Yüksek şiddetli depremlerde ise yapının can kaybına mahal vermeyecek şekilde hasar alması beklenmektedir [91].

3.2 Betonarme Yapı Elemanlarının Deprem Davranışları

Yapılarda bulunan betonarme elemanlar ilk bakışta yatay ve düşey doğrultuda olacak şekilde ayrıştırılabilmektedir. Yatay doğrultuda olan taşıyıcı yapı elemanları kiriş ve döşemeleri içerirken, düşey doğrultuda olan yaşıyıcı yapı elemanları kolonları ve perde kolonları kapsamaktadır. Bu çalışmada, depremler esnasında meydana gelen yapı hasarları, eleman bazında değerlendirilecektir. Depremler sırasında yapı elemanlarında gözlenen çatlaklar, oluşan hasarların en belirgin göstergesidir. Bu çatlaklar, yapının depremdeki davranışı hakkında önemli ipuçları vermektedir. Beton, basınç dayanımına sahip bir malzeme olmasına karşın çekme dayanımı düşüktür. Bu eçkem dayanımının sağlanması için beton içerisinde donatı demirleri eklenmektedir.Donatılar, betonda çatlak oluşumunu engellemez, ancak çatlak genişliklerinin büyümesini sınırlamaktadır.

Deprem sebebiyle oluşan yapı hasarı sınıflandırmaları taşıyıcı strüktürü etkilendiği yapısal hasarlar ve yapısal olmayan hasarlar olarak ikiye ayrılmaktadır. Bu ayrım yapıya yaklaşıma göre bazı farklılıklar gösterebilmektedir. Bu farklılıklar Şekil 3.6' de gösterilmiştir.



Şekil 3.6 Yapılarda deprem hasarı sınıflandırmaları

Şekil 3.6' da görüldüğü gibi, Yılmaz&Umu(2017) ve İlki(2019) sınıflandırmaları arasında bazı farklılıklar göze çarpmaktadır. İlki(2019) sınıflandırması, yapısal hasarları tespit derecesine bağlı kalarak sınıflandırmıştır. Yılmaz&Umu(2017) ise yapısal hasar sınıflandırmalarında taşıyıcı birimlere göre bir sınıflandırma gerçekleştirmiştir. Dahası, Yılmaz&Umu(2017) sınıflandırmasında taşıyıcı elemanların direnç gösterme şekline göre oluşan hasarlar 3. kategoride yer alırken, İlki(2019) bu hasarlar 2. kategoride yer almaktadır. Bu nedenler, Yılmaz&Umu(2017) sınıflandırmasının nesne öncelikli, İlki(2019) sınıflandırmasının ise hasar morfolojisi öncelikli bir sınıflandırma olduğunu göstermektedir.

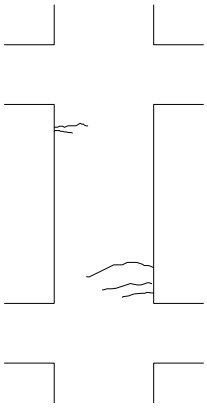
Her iki sınıflandırmanın özellikleri göz önünde bulundurulduğunda, bu çalışma için farklı bir sınıflandırma yöntemi önerilmiştir. ESA modellerinin hasar görselleri sınıflandırmasında seçilen görsel türlerinin sahneleri Şekil 2.2' de incelenmiştir. Buna bağlı kalınarak, nesne ölçeğinde hasarların farklı desenleri ve geometrik bilgilerinin de modele okutulmasından dolayı veri seti dağılımında Şekil 3.6' da gösterilen sınıflandırma kullanılmıştır. Bu sınıflandırmanın 1. kategorisi modelin etiketini belirlemede, 2. kategorisi ise veri setindeki hasar dağılımını belirleyecek hasarların seçilmesinde kullanılmıştır. Bu sınıflandırmalara bağlı kalınarak, betonarme yapılarda deprem kaynaklı hasar türleri incelenmiştir.

3.2.1 Yapısal Olan Elemanların Deprem Davranışları

Yapının betonarme ve taşıyıcı özellik gösteren elemanlarının maruz kaldığı sismik dalgaların oluşturduğu hasarlardır. Eğilme, kesme, basınç ve burulma hasarı olarak genel bir sınıflandırmaya sahiptir [92]. Taşıyıcı üzerinde tespit edilen hasar biçimi, yapının deprem davranışı hakkında bilgiler vermektedir.

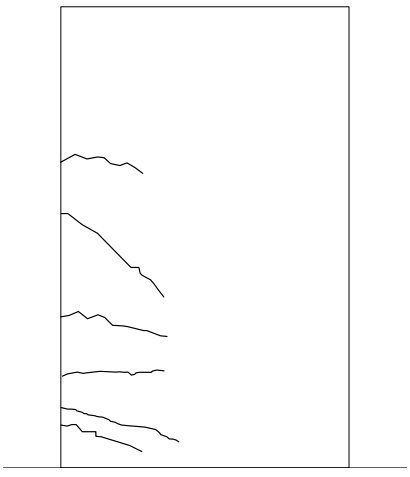
Eğilme Hasarı:

Düşey taşıyıcılarda eğilme momentinin etkisiyle oluşan hasarlara eğilme hasarı adı verilmektedir. Eğilme çatlakları da kolon, perde ve kirişlerde gözlemlenmektedir. Bu hasarlar, taşıyıcı eksenine dik olarak, donatının aktığı çekme bölgelerinde meydana gelmektedir. Şekil 3.7'de kolonlarda oluşan eğilme çatlaklarına örnek verilmiştir.



Şekil 3.7 Kolon üzerinde oluşan eğilme çatlaklarının temsili gösterimi

Aynı şekilde eğilme çatlakları, perde kolonlarda da görülmektedir. Yüksek betonarme binalarda, pencere veya kapı boşluğu bulunmayan perdelerde ve zemin ile zemine yakın katlarda yer alan perdelerde eğilme çatlakları gözlemlenmektedir [92]. Bu çatlaklar, donatıların akması halinde eğilme kırılması durumuna yol açabilmektedir. Şekil 3.8'de perdelerde görülen eğilme çatlaklarına örnek verilmiştir.

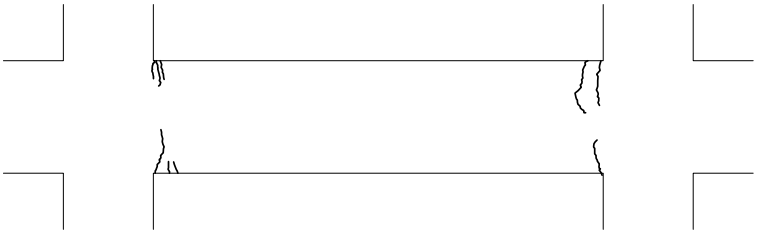


Şekil 3.8 Perde kolonlarda meydana gelen eğilme çatlaklarının temsili gösterimi

Kirişlerde, momentlerin fazla olduğu kiriş uçlarında eğilme çatlakları oluşmaktadır.

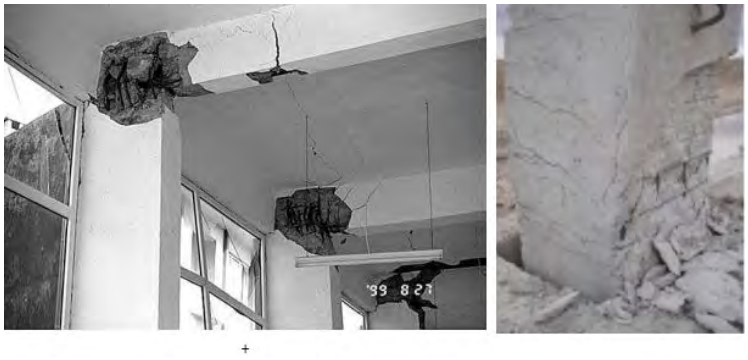
Bu çatlaklar, mesnetlendiği noktalara yaklaşan yerlerindeki çatlakların ağır hasar özelliği gösterdiği anlaşılmaktadır. Kolon boyuna paralel kullanılan donatı demirlerinin uygun miktarda ve kalınlıkta kullanılmamasından kaynaklı oluşan eğilme çatlakları, kiriş eksenine dik olarak ortaya çıkmaktadır. Taşıyıcı sistemde

tali kirişin saplama yaptığı ana kiriş, yüksek eğilme momentumu gücüne maruz kalmakta ve üzerinde eğilme çatlakları oluştuğu gözlemlenmektedir [93]. Şekil 3.9'de kirişlerde meydana gelen eğilme çatlaklarına örnek verilmiştir.



Şekil 3.9 Kirişlerde meydana gelen eğilme çatlaklarının temsili gösterimi

Nervürlü donatı kullanılmış bir kirişte eğilme çatlakları sayıca fazla ancak genişlikleri küçük olmaktadır. Buna karşılık, nervürsüz donatı kullanılmış bir kirişte eğilme çatlaklarının miktarı azalırken çatlakğın kalınlığının arttığı gözlemlenmektedir. Yapı elemanlarında oluşan eğilme çatlakları,yapının eğilme durumuna olan direncini %30 oranında azaltmaktadır [94]. Eğilme çatlaklarının örnek görselleri Şekil 3.10' de gösterilmiştir.

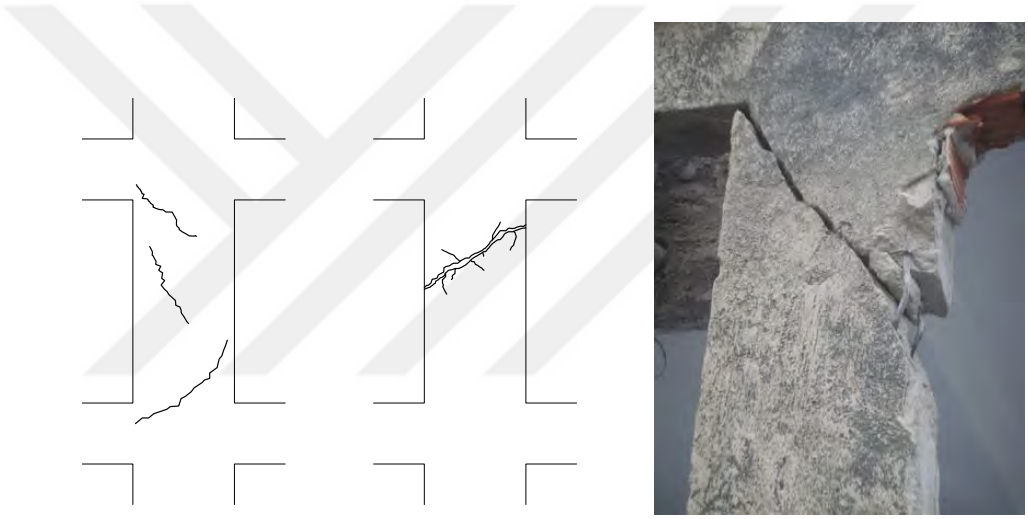


Şekil 3.10 Kiriş birleşiminde mafsallaşma ve kirişte eğilme, kolonda eğilme

Kesme Hasarı:

Taşıyıcı elemanlarda kesme kuvvetlerine karşı gelebilmek için etriyeler üretilmektedir. Fakat etriyelerin doğru ve kararında kullanımı, şantiyelerde ihmal edilen bir konu olmaktadır.

Kolonların içerisinde yer alan etriye demirleri, yanal sismik hareklerine ve rüzgar kuvvetlerine karşısında yapının direncini artırmakta ve donatı demirlerinin form değiştirmesine izin vermemektedir. Uygun aralıklarda ve optimal sayıda kullanılmadığı taktirde kolonlarda daha rahat kesme çatlağı oluşmasına sebep olmaktadır. Aynı şekilde yetersiz etriye sayısı ile karşılaşıldığında da ani, gevrek kırılmalar gözlemlenmektedir. Kolonlarda derin kesme çatlakları gözlemleniyorsa yapının hasar durumu ciddi seviyededir. Kesme çatlakları diyagonal formda çapraz şeklini oluşturmaktadır. Bazı senaryolarda "x" formunda da oluşmaktadır. Kolunun kesme kuvveti maruziyeti arttığında kolonda ileri seviye kesme kırılması görülmektedir. Şekil 3.11(a)'da kolonlarda oluşan kesme çatlaklarına ve ileri derecede kesme kırılmalarına örnek verilmiştir. Şekil 3.11(b)'de kesme çatlağı oluşmuş bir kolon görüntüsü verilmiştir.



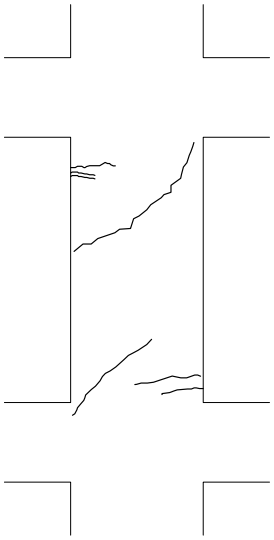
(a) Kolonda oluşan kesme çatlaklarının temsili gösterimi (sol), ileri derece kesme hasarının temsili gösterimi(sağ)

(b) Kesme çatlağı oluşmuş bir kolon örneği

Şekil 3.11 Kolonda oluşan kesme çatlağı örneği

Kolonlarda, eğilme ve kesme kuvvetlerinin aynı anda etki etmesi durumunda, kolonda hem eğilme hem de kesme hasarları oluşabilmektedir(Şekil 3.12). Bu hasarlar, kolonun eksenine dik olarak uzanan eğilme çatlakları ve 45° açı ile uzanan kesme çatlakları şeklinde gözlemlenebilmektedir. Eğilme ve kesme çatlaklarının birbirini kesmesi, kolonun ağır hasar gördüğünü göstermektedir.

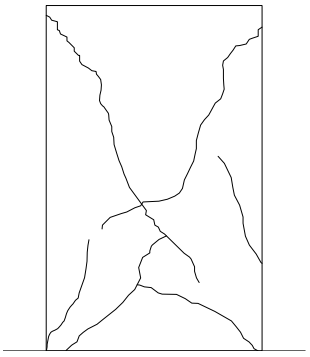
Perde elemanlarda, kolonlarda olduğu gibi kesme çatlakları da gözlenebilmektedir. Perde elemanlara etkiyen kesme kuvvetlerinin artması durumunda, kesme çatlakları 45° açıyla diyagonal şekilde oluşabilmektedir. Ayrıca, perde elemanları hedef alan düşey yüklerin artması durumunda, kesme çatlakları daha dik formda da oluşabilmektedir. Yetersiz sayıda etriye kullanımı perde elemanlarında da kesme hasarlarına sebep olmaktadır. En fazla görülen çatlaklar "x" formunda olan kesme



Şekil 3.12 Kolon üzerinde aynı aynda oluşan kesme ve eğilme çatlarının gösterimi

çatlaklarıdır. Şekil 3.13(a)'de betonarme perde duvarlarda meydana gelen kesme çatlaklarına temsili örnek verilmiş, Şekil 3.13(b)'de ise kesme çatlakları oluşmuş bir perde görüntüsü verilmiştir.

Betonarme yapılarda, deprem yüklerini karşılamak için kullanılan perde duvarların simetrik olarak yerleştirilmesi gerekmektedir. Perde duvarlar, yapının rijitlik merkezini etkilediğinden, asimetrik yapıldıkları durumlarda kütle ve dayanım merkezinin eşleşmemesine ve dolayısıyla burulma hasarlarına yol açabilmektedir. Perde duvarları tek yönde yapılmış bir yapıya dayanım açısından dezavantajlı yönden etkiyen deprem kuvvetleri,perdelerin düğüm noktalarını hedef almaktadır [93].



(a) Perde kolonlarda kesme çatlaklarının oluşmasının temsili gösterimi



(b) Kesme çatlakları oluşmuş bir perde duvar [93]

Şekil 3.13 Perde kolonda oluşan kesme çatlağı örneği

Betonarme yapılarda, kesme kuvvetlerini karşılamak için kullanılan etriyelerin eksik yerleştirilmesi, kirişlerde kesme çatlaklarının oluşmasına neden olabilmektedir. Bu durum, kirişlerde 45° açıya sahip diyagonal çatlakların oluşmasına yol açmaktadır. Şekil 3.14(a)'da kirişlerde meydana gelen kesme çatlaklarına temsili bir örnek verilmiş, Şekil 3.14(b)' de ise kesme çatlakları oluşmuş bir kirişin görüntüsü verilmiştir.



(a) Kirişlerde kesme çatlaklarının oluşmasının temsili gösterimi

(b) Kesme çatlakları oluşmuş bir kiriş[95]

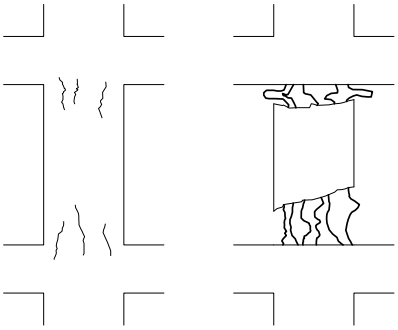
Şekil 3.14 Kirişte oluşan kesme çatlağı örneği

Basınç Hasarı:

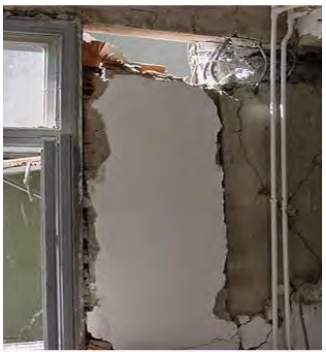
Betonarme kolonlarda, kolon aksına paralel yönde kolon uç kısımlarında oluşan çatlaklar, basınç çatlakları olarak adlandırılmaktadır.

Kolonu etkileyen yükün, kapasitesinin %50'sini aştığı durumlarda kolon, basınç hasarına karşı etkisiz kalmaktadır. Basınç çatlakları, donatıların akmadan betonda ezilmeler başlaması sonucunda oluşmaktadır. Bu durum, beton basınç dayanımının düşük olduğu durumlarda meydana gelmektedir [93].

Şekil 3.15(a)'da basıınç hasarının şematik gösterimine yer verilmiştir. Şekil 3.15(b)'de ise basınç kırılması örnek görseli gösterilmiştir.



(a) Kolonlarda meydana gelen basınç çatlaklarının (sol), basınç kırılmalarının ve donatı burkulmasının temsili gösterimi (sağ)

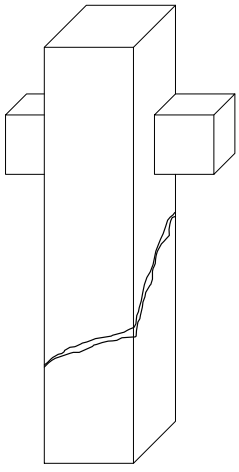


(b) Basınç kırılması meydana gelmiş bir kolon[93]

Şekil 3.15 Kolonda oluşan basınç hasarı örneği

Burulma Hasarı:

Betonarme kolonlarda, kolonlara etkiyen yüklerin oluşturduğu burulma momentinin etkisiyle, kolonun ortak kenara sahip yüzeylerinde oluşan çatlaklar, burulma hasarları olarak adlandırılmaktadır. Burulma hasarını diğer hasarlardan ayırt etmek için, birden fazla kolon kenarısını sürekli bir şekilde kesen bir çatlağın oluşması gerekmektedir. Bu durum, kolonda burulma etkisinin meydana geldiğini göstermektedir. Şekil 3.16(a)'da kolonlarda meydana gelen burulma çatlağına örnek gösterilmiştir. Şekil 3.16(b)'de burulma hasarı görseli gösterilmiştir.



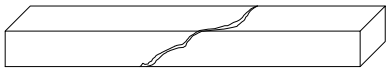
(a) Kolonlarda meydana gelen burulma çatlağının temsili gösterimi



(b) Burulma hasarı oluşmuş bir yapı[93]

Şekil 3.16 Kirişte oluşan burulma hasarı örneği

Betonarme kirişlerde, deprem sırasında, kirişlere etkiyen yüklerin oluşturduğu burulma momentinin etkisiyle, kiriş yüzeylerinde oluşan çatlaklar, burulma hasarları olarak adlandırılmaktadır. Bu çatlaklar, birden fazla kolon kenarısını sürekli bir şekilde kesmekte ve kalan diğer kenarda ezilme durumlarının görülmesi ile karakterize edilmektedir. Bu durum, kirişte burulma etkisinin meydana geldiğini göstermektedir [95]. Burulma çatlakları, yapının burumla direncini azaltmaktadır.



Şekil 3.17 Kolonlarda meydana gelen burulma çatlağının temsili gösterimi

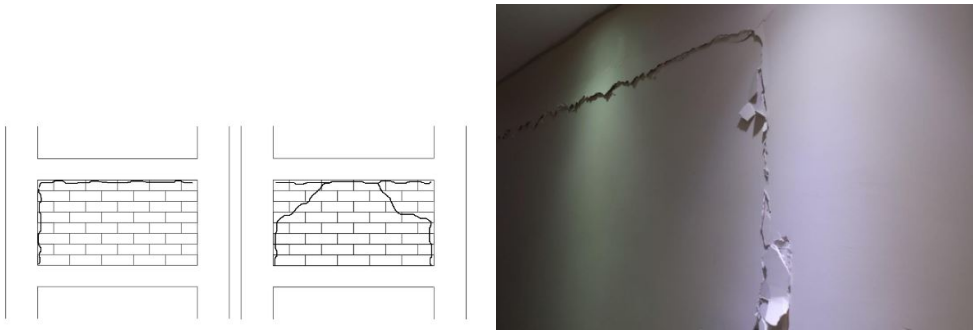
3.2.2 Yapısal Olmayan Elemanların Deprem Davranışları

Betonarme yapılarda, deprem sırasında, yapıya etkiyen yüklerin oluşturduğu dinamik etkiler nedeniyle, sıvalarda ve duvarlarda çatlaklar oluşabilmektedir. Bu çatlaklar, yapının taşıyıcı sisteminde bir deformasyona neden olmamakla birlikte, yapının estetik görünümünü bozabilmektedir. Depremden sonra yapılan tadilat çalışmalarıyla, bu çatlaklar onarılabilmekte ve yapının kullanıma uygun hale getirilebilmektedir.

Sıva Çatlakları:

Betonarme yapılarda, depremden kaynaklanan titreşimler, yapının taşıyıcı sistemine zarar vermeden önce, sıvalarda çatlaklara neden olabilmektedir. Bu çatlaklar, önce dolgu duvarların kirişlerle birleşiminde, sonrasındakolonlar ile dolgu duvarların arasında oluştuğu gözlemlenmektedir [93]. Bu çatlakların, taşıyıcı sistemde bir deformasyona neden olmamakla birlikte, yapının estetik görünümünü bozabileceğini belirtmiştir. Şekil 3.18(a)'da söz konusu çatlaklara örnek verilmiş, Şekil 3.18(b)'de ise depremlerden sonra görülen dolgu duvarın taşıyıcı sistemle karşılaştığı yerlerde oluşan çatlağın görüntüsüne yer verilmiştir.

Betonarme yapılarda duvar içerisinde bulunan tesisat boşlukları boyunca sıvada çatlaklara neden olabilmektedir. Bu çatlaklar, sıva ile beton arasındaki zayıf birleşme noktasında oluşmaktadır. Yapıda varolan çatlaklar sıva çatlakları düzeyinde ise genellikle taşıyıcı elemanlarda herhangi bir hasar gözlenmeyeceğini

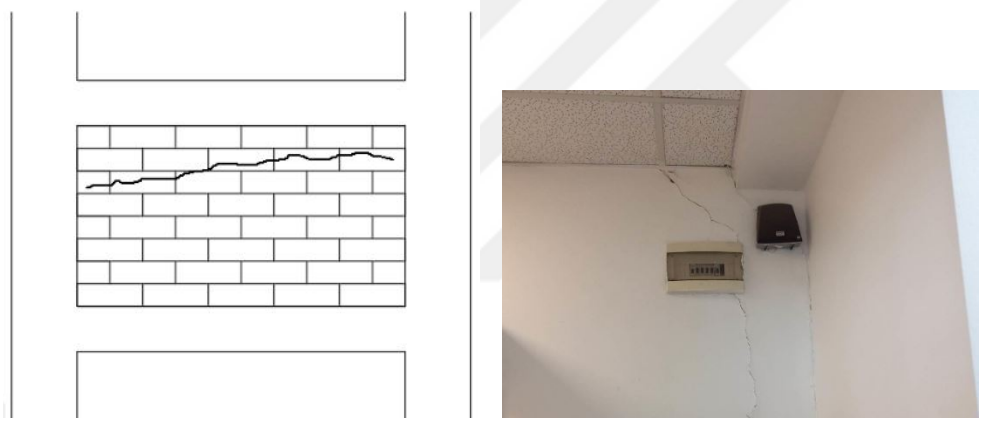


(a) dolgu duvarın taşıyıcı sistemle karşılaştığı yerlerde oluşan çatlağın temsili gösterimi

(b) Deprem sonrasında dolgu duvarda görülen sıva çatlağı

Şekil 3.18 Tesisat temelli sıva hasarları

belirtmiştir. Şekil 3.19'de tesisat boşlukları boyunca oluşan çatlaklara örnek verilmiştir.



(a) Tesisat boşlukları boyunca oluşan sıva çatlaklarının temsili gösterimi

(b) Tesisattan kaynaklanan duvar çatlakları

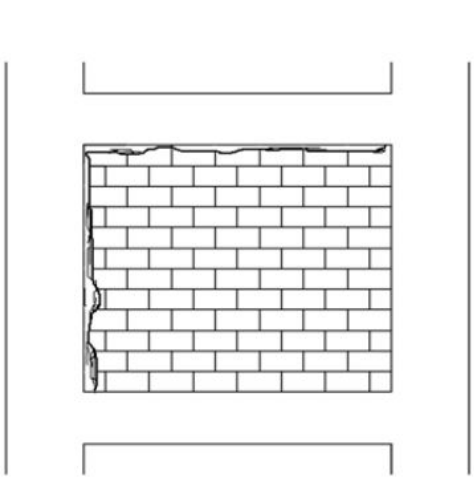
Şekil 3.19 Tesisat temelli sıva hasarları

Deprem Titreşimleriyle Oluşan Duvar Çatlakları:

Duvarlarda meydana gelen hasarlar, oluşum nedenlerine göre dört ana grupta incelenmektedir. Bu gruplar; deprem sarsıntıları, temel yerleşmesi, aşırı deformasyon ve çerçeveden kaynaklanan yapay titreşimlerdir [96].

Depremin şiddeti fazlalaştıkça dolgu duvarlarda çatlaklar oluşma durumu artmaktadır. Bu çatlaklar önce taşıyıcı çerçevenin dolgu duvar ile birleşiminde görülmektedir. Şekil 3.20(a)' da zayıf dolgu duvar hasarı gösterilmiştir. Şekil 3.20(b)' de ise Kahramanmaraş (Pazarcık) depreminden sonra gözlenen zayıf dereceli duvar hasarı örneği verilmiştir.

Orta şiddetli depremlerde ise duvardaki çerçeve çatlakları ilerleyerek duvar



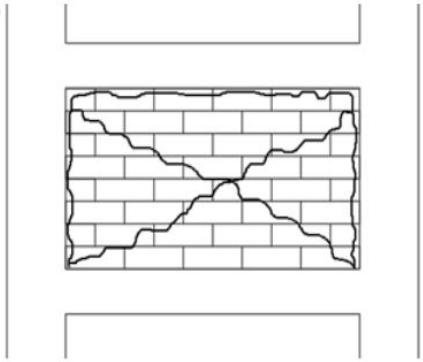
(a) Deprem sırasında oluşan hafif dolgu duvar hasarının temsili gösterimi([96]'dan uyarlanmıştır.)



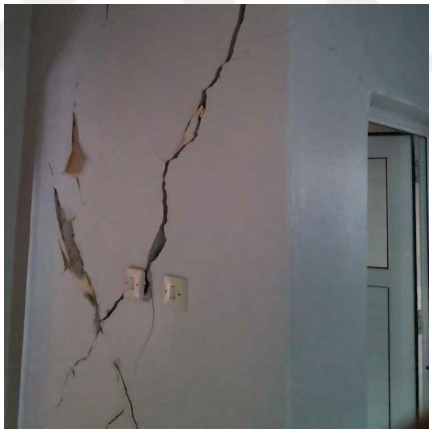
(b) Deprem sırasında oluşan hafif dolgu duvar hasarı

Şekil 3.20 Hafif dereceli dolgu duvar hasarı

gövdesinde "x" formunu almaktadır. Şekil 3.21(a)' da zayıf dolgu duvar hasarı temsili şekilde gösterilmiştir. Şekil 3.21(b)' de ise Kahramanmaraş (Pazarcık) depreminden sonra gözlenen orta dereceli duvar hasarı görseli gösterilmiştir.



(a) orta dereceli dolgu duvar hasarı şematik gösterimi([96]'dan uyarlanmıştır.)

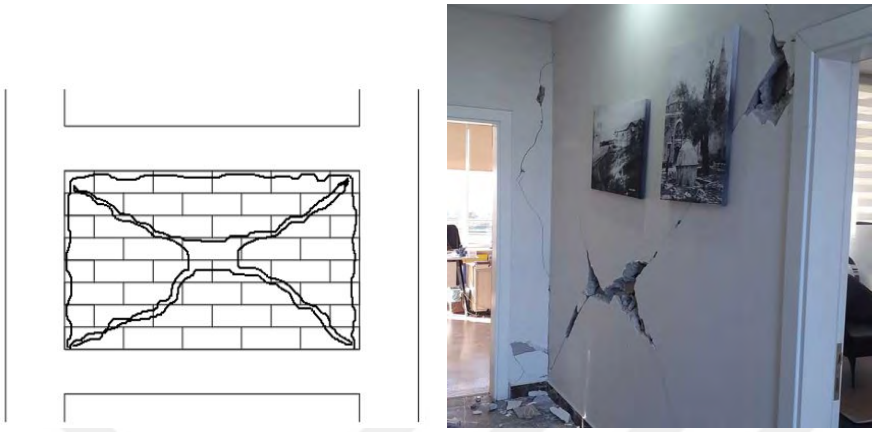


(b) orta dereceli dolgu duvar hasarı

Şekil 3.21 Orta dereceli dolgu duvar hasarı

Şiddetli depremlerde de dolgu duvarlarda "x" formunda çatlaklar görülmektedir. Ancak bunun yanı sıra duvar yüzeyinde büyük ölçekli parçalanmalar ve çökmelerde meydana gelmektedir. Bu hasar türü azami kalite seviyesini sağlamamış malzemelerle inşa edildiğinde daha fazla görülmektedir [92]. Kapı veya pencere gibi duvar yüzeyine açılmış boşluklarda bu hasar seviyesinde kırılmalar ve köşelerde çatlaklar oluşmaktadır. Dolgu duvarlarda ileri derecede hasar oluşmuş ise, yapının taşıyıcı özellik gösteren elemanlarında da hasar olması beklenmektedir.

Şekil 3.22(a)' da ileri derece dolgu duvar hasarı temsili şekilde gösterilmiştir. Şekil 3.22(b)' de ise Kahramanmaraş (Pazarcık) depreminden sonra gözlenen ileri dereceli duvar hasarı fotoğrafı verilmiştir.



(a) Deprem sırasında oluşan ileri dereceli dolgu duvar hasarının temsili gösterimi([96]'dan uyarlanmıştır.)

(b) Deprem sırasında oluşan ileri dereceli dolgu duvar hasarı

Şekil 3.22 İleri dereceli dolgu duvar hasarı

Temel Oturması Nedenitle Oluşan Duvar Çatlakları:

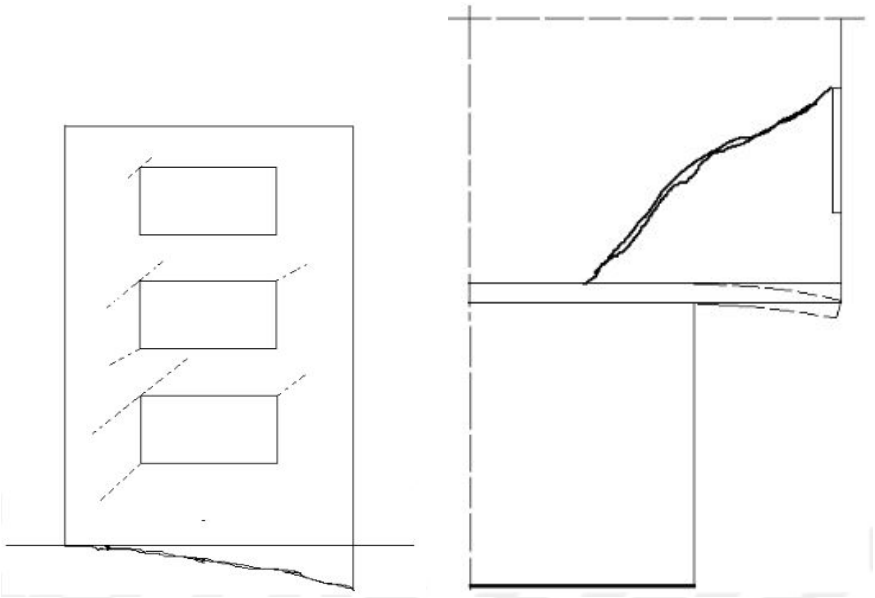
Yapılar inşa süreçlerinde ve sonrasında oluşan yükleri temel aracılığı ile zemine aktarmaktadır. Temeller bu sebeple yapının güvenliğindeki önemli unsurlardan biridir. Yapıların konumlandıkları zeminlerde inşa sırasında ani oturma durumları meydana gelebilmektedir. Ani oturmalar, zemin su içeriğinde herhangi bir değişiklik olmaksızın aniden ortaya çıkar. Temel oturmasına bağlı çatlaklar, zemin katlardan üst katlara doğru çıkıldıkça azalma eğilimi göstermektedir [96]. Şekil 3.23' de temel oturması nedeniyle oluşabilecek hasarlar gösterilmiştir.

Çerçeveden Gelen Titreşimlerle Oluşan Duvar Çatlakları:

Betonarme yapıların yapısal elemanları yeterince rijit olmadığında, yapay titreşimler nedeniyle bu elemanlarda titreşim hareketleri oluşabilmektedir. Yapının taşıyıcı çerçeveleri arasında bulunan duvarlar, taşıyıcı elemanların titreşimlerinden kaynaklı kuvvetlerden etkilenerek hasar alabilmektedir. Bu tür hasarlar, yapı içinde sürekli çalışan makineler, ağır vasıtaların geçişi veya yapıya yakın konumda demiryolu geçişi gibi etkenlerden kaynaklanabildiği gözlemlenmektedir [96].

Donatının Paslanması:

Betonun içerisindeki çelik, havayla temas eden çeliğe kıyasla korozyondan daha iyi korunmaktadır. Çelik donatıları korozyondan koruyan ise çeliğin en dış örtüsü



(a) Temel oturması çatlakları şematik gösterimi (([96]'dan uyarlanmıştır.)

(b) Aşırı sehim nedeniyle konsol çıkmalarda meydana gelen duvar çatlaklarının şematik gösterimi (([96]'dan uyarlanmıştır.)

Şekil 3.23 Dolgu duvarlarda temel oturması ve sehim çatlakları

bir başka değişle pas payı olmuştur. Pas payı çepere en yakın donatının, beton dış yüzeyine kadar olan mesafesini tanımlamaktadır. Normal atmosferlerde pas payı olarak 25mm kalınlık uygulanırken, endüstriyel bölgelerde 35mm, deniz yapılarında ise 70mm ya kadar kalınlıklar kullanılmaktadır. Bu gerekliliklerin sağlanamadığı senaryolarda ise beton içerisindeki çelik paslanma sonrası ilk hacminin 6 katına kadar bir artış sağlayabilmektedir. Bu genişleme pas payına stres bindirerek betonda çatlak oluşumuna ve kısmi dökülmelere sebebiyet vermektedir [96]. Şekil 3.24(a)' da örnek bir korozyon dökülmesi gösterilmiştir.

Soğuk Derzler:

Ayrı zamanlarda dökülen betonların arasında rijit bir bağlantının olmaması sonucu görülmektedir3.24(b). Farklı zamanda dökümü gerçekleştirilen beton taşıyıcıların arasında kalan kir, toz ve molozların kalması sonucu yapı taşları arasında zayıf bağlantılar oluşur ve soğuk derzlere sebebiyet vermektedir [96].

Rötre Çatlakları:

Beton sertleşirken oluşan kimyasal reaksiyonlar çok geniş bir zaman periyodunda meydana gelmektedir. Bu sertleşmiş beton rötresi veya rötre olarak bilinen hacim küçülmesidir. Yapı bu hacim değişmesinin serbestçe oluşmasına direnç gösterirse, oluşan gerilmeler beton kütlenin çatlamasına neden olabilmektedir. Şekil 3.24(c).

Bu çatlaklar çok ince dal ve hurdi döşemelerde, derz bırakılmayan döşemelerde, donatısız plaklarda daha fazla meydana gelmektedir. Bu durumları önlemek için; sertleşmiş beton rötresinin miktarı, erken yüksek dayanımlı çimento kullanılarak azaltılabilmektedir. Verilen karışımın ve çimento cinsi,rötrenin oranını küçük bir miktar azaltabilmektedir [96].



(a) Korozyon çatlağı[97]



(b) Soğuk derz çatlağı[98]



(c) Rötre çatlağı[98]

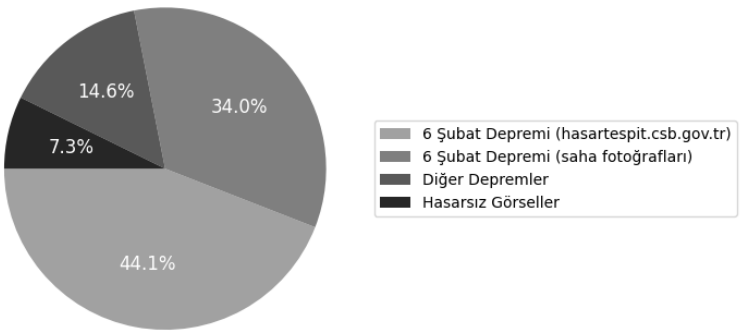
Şekil 3.24 Korozyon, soğuk derz ve rötre çatlağı örnekleri

Bir sonraki bölümde bu bölümde anlatılan hasarların görsellerinin toplanmasına yer verilmiştir. Toplanan verilerin ayrıştırılması, veri seti ön işlemleri, veri setinin eğitime hazırlanması ve sınıflandırma modellerinin yapılandırılması sırasıyla anlatılmıştır.

4
EVRİŞİMLİ SİNİR AĞLARI İLE HASAR GÖRSELLERİNİN SINIFLANDIRILMASI

4.1 Veri Setinin Oluşturulması

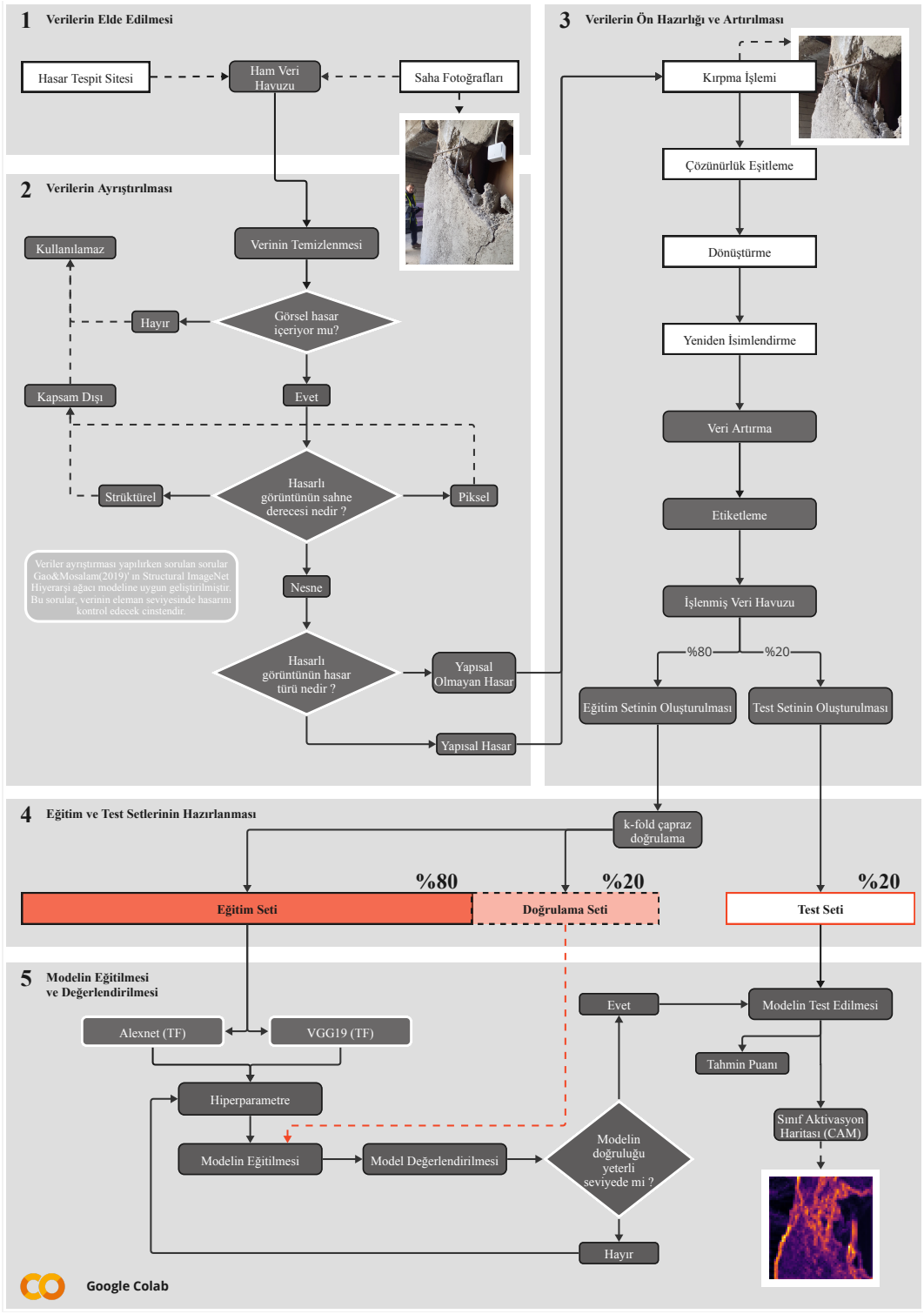
Çalışma kapsamında 8.041 görüntü toplanmıştır. Veriler 6 Şubat Kahramanmaraş ve Hatay depremleri sonrasında çekilen görsellerden elde edilmiştir (Şekil 4.1). Deprem sonrası yapılan saha çalışmalarında betonarme yapılarda bulunan gelen kolon, kiriş ve perde gibi yapıda taşıyıcı nitelikteki elemanlarda oluşan yapısal hasarlar ile birlikte dolgu duvarlar gibi yapısal olmayan elemanlarda oluşan hasar görüntüleri alana gönderilen bilirkişi grupları tarafından toplanmıştır. Bu görüntüler Güray Arslan ve ekibi tarafından elde edilmiştir. Ek olarak deprem bölgesinden çekilmiş saha görsellerinde Zafer Kütüğ arşivinden de yararlanılmıştır. Bununla birlikte Çevre ve Şehircilik Bakanlığı'nın "hasartespit.csb.gov.tr" sitesinden, yapıların iç mekanlarından deprem hasarları görüntüleri de veri setine dahil edilmiştir. Bu işlemler çalışmanın akış şemasının 1 numaralı adımında gösterilmiştir (Şekil 4.2).



Şekil 4.1 Verilerin toplanma şekillerine göre dağılımı

Ancak görsellerin çoğu yetersiz kalite, anlamlı hasar barındırmama, dış mekan içerme ve korozyon gibi deprem temelli hasarlar içermemekten kaynaklı toplanan

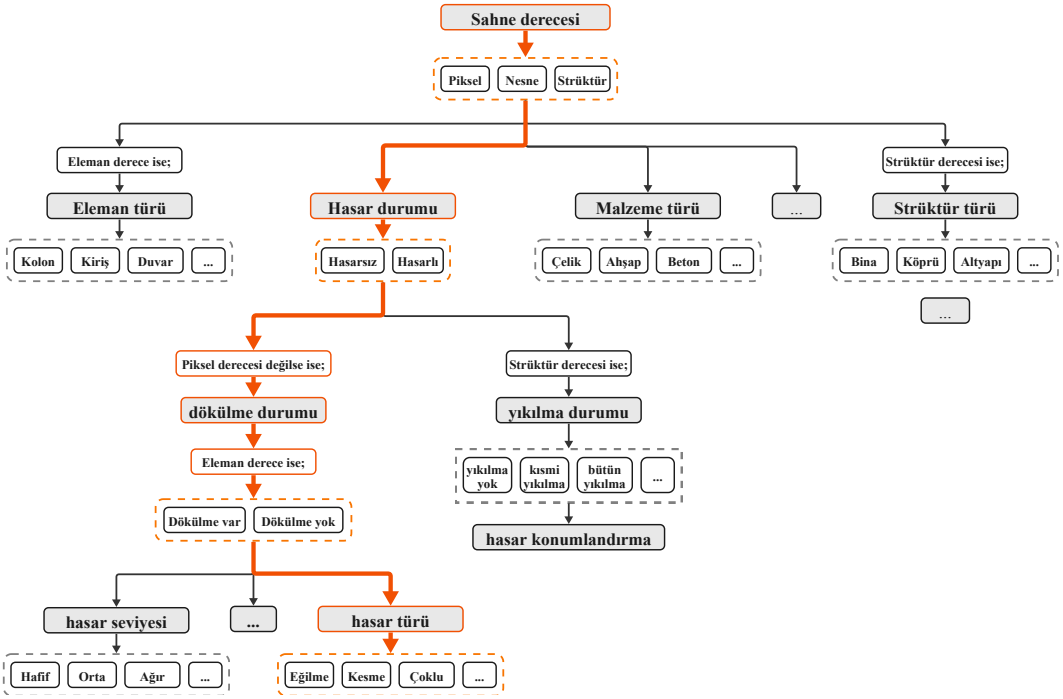
görsellerde gözlem yoluyla ayrıştırmaya başvurulmuştur. Toplanan görsellerden elenmiş olan bazı görseller gösterilmiştir (Şekil 4.5). Bu ayrıştırmanın sonucunda çalışmadan kullanacak veri setinin görsel sayısı 953 olmuştur. Bu veri setinin kullanılan kaynaklara göre dağılımı Şekil 4.1' de gösterilmiştir. Bu işlem akış şemasının 2 numaralı adımında gösterilmiştir (Şekil 4.2).



Şekil 4.2 Çalışmanın akış diyagramı

4.2 Verilerin Ayrıştırılması

Toplanan veriler, sınıflandırma görevi için oldukça karmaşıktır. bu durum istenen sınıflandırma görevinin başarıyla gerçekleştirilebilmesi için verilerin temizlenmesini zorunlu kılmaktadır. Bu temizlik süreci, belirlenmiş amaçlara ulaşmayı hedefleyen özel sorularla yürütülmektedir. İlk olarak, veri setindeki anomali veya aykırılıkların belirlenmesi için hangi kriterlerin kullanılacağına karar verilmesi gerekmektedir. Ardından, sınıflandırma görevi için önemli olan özelliklerin belirlenmesi ve bu özelliklerin eksik veya yanlış verilerle nasıl başa çıkılacağının belirlenmesi gerekmektedir. Temizleme süreci, veri setinin bütünlüğünü sağlamak, güvenilir sonuçlar elde etmek ve sınıflandırma algoritmalarının etkin bir şekilde çalışmasını sağlamak amacıyla dikkatlice yönetilmelidir. Söz konusu yapısal hasarları barındıran görsellerin bilgisayarlı görü teknolojilerinde kullanılması olduğunda, resimlerin çekim açıları, çekim mesafeleri ve vurgulanan objelerin farklılığı gibi düzensiz ve kontrol edilemeyen faktörlerinden doğan katmanlı öznitelikleri oluşmaktadır. Gao ve Mosalam [61] yapısal hasarları tanıma, tespit etme, değerlendirme ve sınıflandırma gibi farklı görevleri gerçekleştirirken görsellerin özniteliklerine göre hangi göreve uygun olduklarını sistematik bir biçimde gösteren bir hiyerarşi ağacı oluşturmuşlardır. Bu hiyerarşi ağacının çalışmada izlediği yol turuncu renkte Şekil 4.3' de temsil edilmiştir.



Şekil 4.3 Hasar hiyerarşi ağacı

Bu sisteme göre yapısal görüntüler piksel, obje ve strüktür olmak üzere üç

farklı kompozisyona sahiptir. Bu içeriklerin her biri, farklı görüntü işleme modellerine uygun çalışmaktadır. Örnek vermek gerekirse, çok yakın mesafeden çekilmiş ve yapısal elemanların bir kısmını içeren görüntüler piksel düzeyinde değerlendirilmelidir. Bu görüntüler malzeme tespitinde ve hasarın fiziksel boyutunda daha çok söz sahibidir.



(a) Piksel Sahnesi **(b)** Nesne Sahnesi **(c)** Strüktür Sahnesi

Şekil 4.4 Gao ve Mosalam' ın sahne sınıflandırması örneği

Öte yandan çekilen görüntü yapının kendisini, strüktürünü ya da birden çok elemanını içeriyorsa yapının türü ya da yapının yıkılma seviyesi hakkında daha fazla bilgi üretebilmektedir. Şekil 4.4' de bu sahnelerin örneklerine yer verilmiştir. Çalışmada kullanılan veri seti, piksel ve nesne sahnelerinden oluşmaktadır.

Gao ve Mosalam [61] hiyerarşi ağacından yola çıkarak, yapısal ve yapısal olmayan görüntülerin ayrıştırılabilmesi için verilere sırasıyla aşağıdaki sorular sorulmuştur:

- Görsel hasar içeriyor mu ?
- Hasarlı görüntünün sahne derecesi nedir ?
- Hasarlı görüntünün hasar türü nedir ?

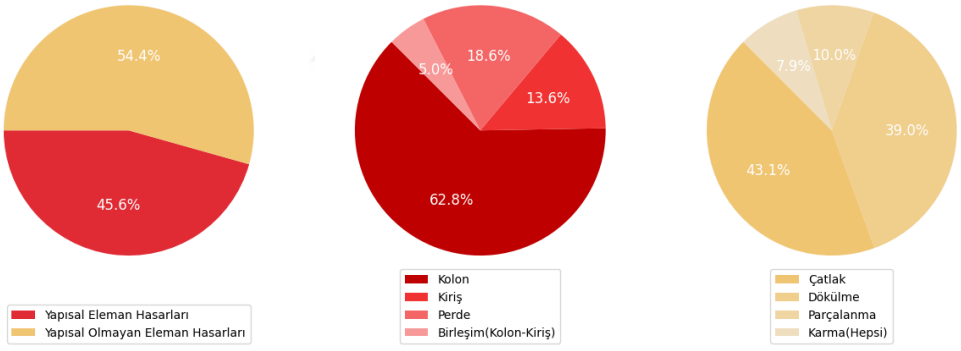
Soruların neticesinde görseller ayıklanmış ve yetersiz kalite, anlamlı hasar barındırmama, dış mekan içerme ve korozyon gibi deprem temelli hasarlar içermemekten kaynaklı görseller gözlem yoluyla yazarlar tarafından ayrıştırılmıştır. Toplanan görsellerden elenmiş olan bazı görseller gösterilmiştir (Şekil 4.5). Bu ayrıştırmanın sonucunda çalışmadan kullanacak veri setinin görsel sayısı 953 olmuştur. Bu veri setinin kullanılan kaynaklara göre dağılımı Şekil 4.1' de gösterilmiştir.

Veri setinin 435'i yapısal deprem hasarları, 518'i ise yapısal olmayan deprem hasarları içermektedir. Şekil 4.6' de bu dağılım gösterilmektedir. Şekil 4.6(b)



Şekil 4.5 Toplanan verilerde kullanılamayan görüntüler

görselinde, 435 betonarme yapısal eleman hasarı görüntüsünden 271 adet kolon, 58 adet kiriş, 80 adet perde kolon ve 26 adet ise kolon ve kiriş birleşim elemanlarının hasar görüntüleri olduğu dairesel grafik ile temsil edilmiştir. Aynı şekilde Şekil 4.6(c) görselinde ise 518 yapısal olmayan hasar görüntüsünden 223 adet dolgu duvar çatlağı, 202 adet sıva ve çeşitli kaplama dökülmeleri, 52 adet parçalanma ve 41 adet karma hasar görüntüsü gösterilmiştir. Deprem hasarı olmayan rötre çatlakları, korozyon temelli hasarlar veri setine dahil edilmemiştir. Veri setinin içinde bulunan hasar çeşitleri Şekil 4.7' de gösterilmiştir. Bu işlem akış şemasının 2 numaralı adımında gösterilmiştir 4.2.



(a) Verilerin sınıflarına göre dağılımı

(b) Veri seti içerisindeki yapısal hasarların hasar türü dağılımı

(c) Veri seti içerisindeki yapısal olmayan hasarların hasar türü dağılımı

Şekil 4.6 Ayrıştırılan görsel verilerin içeriklerine göre dağılımı



(a) Veri seti içerisindeki yapısal hasar örnekleri

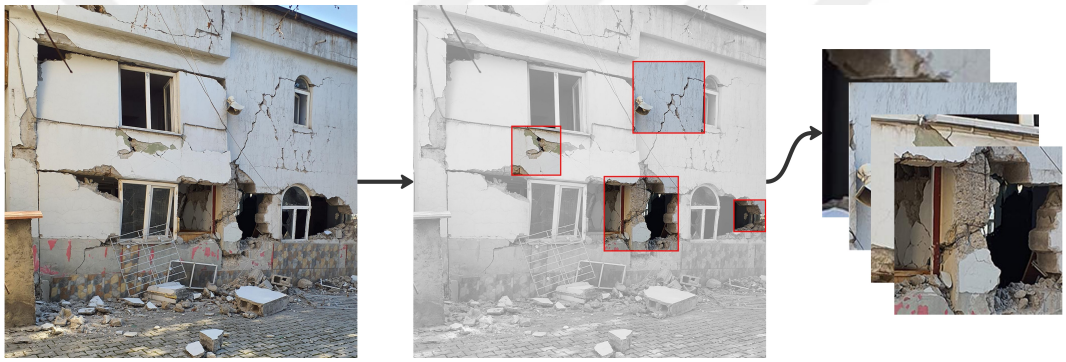


(b) Veri seti içerisindeki yapısal olmayan hasar örnekleri

Şekil 4.7 Veri seti hasarlarının örnek görselleri

4.3 Veri Setinde Ön Hazırlık İşlemleri

Toplanan verilerin içerisinde deprem hasarları hem sayısal olarak hem de konumsal olarak değişkenlik göstermektedir. Evrişimli algoritmaların özellik çıkarım süreçlerinde katman sayısını azaltmak ve algoritmanın daha verimli çalışmasını sağlamak amacıyla toplanan resimler yalnızca hasarları içerek şekilde kırpılmıştır. Evrişimli sinir ağlarının simetrik matris kabul etmesinden dolayı resimler 1x1 oranında kırpılmıştır. Şekil 4.8' de örnek kırpma işlemi gösterilmiştir. Kaynak görsellerin çözünürlüğüne bağlı olarak farklı çözünürlüklere ait yeni kırpılmış görseller elde edilmiştir. Girdi görsellerde yeniden boyutlama yaparak bütün görsellerin çözünürlüğünün 512x512 olması sağlanmıştır. Ardından, veri setinde farklı uzantılı görseller var ise hepsi ".jpg" uzantısına dönüştürülmüş ve görseller yeniden isimlendirilmiştir. Bu işlem akış şemasının 3 numaralı adımında gösterilmiştir4.2.



Şekil 4.8 Veri ön hazırlık işlemi

4.3.1 Veri artırma işleminin uygulanması

Depremler sonrasında yapılan saha çalışmaları ve hasar tespit sitesi görüntülerinin toplanmasından sonra elde edilen kullanılabilir verinin azlığı algoritmanın doğru çalışmasını engellemektedir. Bu sebeple veri setinin hem yapısal hem de yapısal olmayan hasar görsellerine, fotoğrafın oluşturulma yönüne dikkat edilecek şekilde dikey aynalama yöntemi uygulanmıştır. Bu yöntemle beraber yaklaşık 45° açıyla gelen sismik çatlakların ve diğer kesme hasarlarının deprem hasarı olma niteliklerini kaybetmeden veri artırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Şekil 4.9' de bir veri artırma işlemi gösterilmiştir. Bu işlemden sonra veri setindeki görsellerin sayısı 1.715' e yükselmiştir. Bu işlem akış şemasının 3 numaralı adımında gösterilmiştir(Şekil 4.2).



Şekil 4.9 Veri aynalama işlemi örneği

4.3.2 Veri Seti Etiketlemesi

Çalışmada, denetimli (supervised) öğrenme yöntemini uygulayan bir yapay sinir ağı modeli kullanılmıştır. Model, doğru çıktıyı üretebilmek için etiketlenmiş verilere ihtiyaç duymaktadır. Bununla birlikte, modelin öğrenmesi gereken desenleri etiketler ile eşleştirmesi istenilen görevi başarıyla gerçekleştirebilmesinde kritik bir rol oynamaktadır. Bu sebeple, veri setindeki görseller "yapısal" ve "yapısal olmayan" olarak iki farklı etikette yazar tarafından denetlenilerek düzenlenmiştir. Modelin betiğinde türkçe karakter sorunu yaşamamak amacıyla etiketler “structural” ve “non-structural” olarak değiştirilmiştir.

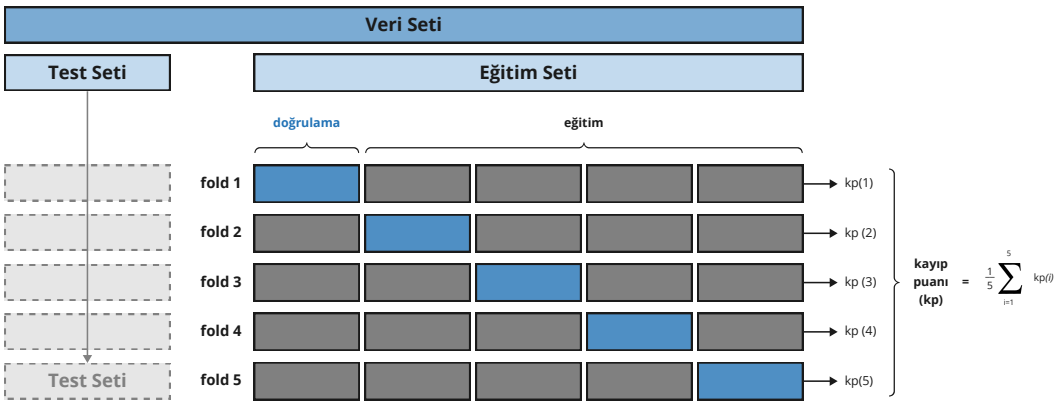
4.4 K-Fold Çapraz Doğrulama Yöntemiyle Eğitim Setinin Ayarlanması

Günümüzde, makine öğrenimi modellerinin eğitimi ve performans değerlendirmesi süreçleri, veri setlerinin eğitim, test ve doğrulama olmak üzere üç ayrı alt kümede ayrılmasıyla gerçekleştirilmektedir. Bu bölme stratejisinin temel amacı, modelin eğitim verisi üzerindeki performansının ötesinde, daha önce görmediği veri kümeleri üzerindeki genelleme yeteneğini değerlendirmek ve modelin gerçek dünya verilerine ne kadar iyi uyum sağlayabileceğini anlamaktır. Bu nedenle, veri setinin bu üç alt kümeye ayrılmasında önemli sebepler bulunmaktadır.

İlk olarak, eğitim verisi olarak adlandırılan alt küme, modelin temel öğrenme sürecinin gerçekleştirildiği ve parametrelerin ayarlandığı veri setini içermektedir. Bu veri seti, modelin genel strateji ve öğrenme kurallarını oluşturmaktadır. Ardından, test verisi olarak belirlenen alt küme, modelin eğitildiği veri setinden farklı ancak gerçek dünya koşullarını yansıtan bir veri kümesini temsil etmektedir. Modelin test verisi üzerindeki performansı, genelleme yeteneğini ve gerçek dünya

verilerine adaptasyonunu değerlendirmede kritik bir rol oynamaktadır. Son olarak, doğrulama verisi adını alan alt küme, modelin hiperparametre ayarlaması ve aşırı uyumu engelleme amacıyla kullanılmaktadır. Modelin eğitim verisine aşırı uyum yapmasını önlemek ve daha genel bir yapıya sahip olmasını sağlamak için, modelin performansı doğrulama verisi üzerinde izlenmektedir. Bu ayrım stratejisi, makine öğrenimi modellerinin daha güvenilir, genel ve gerçekçi sonuçlar elde etmelerine katkıda bulunmaktadır.

Veri setinin eğitim, test ve doğrulama olarak ayrılması, modelin eğitimi ve performans değerlendirmesi için önemli bir adımken, bu sürecin daha da iyileştirilmesi için k-fold çapraz doğrulama yöntemi kullanılmaktadır. Bu yöntem, veri setini eğitim ve test olarak ayırdıktan sonra eğitim verisini rastgele k alt gruba böler ve her alt grup sırayla doğrulama veri seti olarak kullanılırken, geri kalan alt gruplar birleştirilerek eğitim veri setini oluşturmaktadır. Bu adım, modelin farklı veri kesitlerine karşı nasıl tepki verdiğini anlamak ve genelleme yeteneğini güvenilir bir şekilde değerlendirmek için veri setini çeşitli alt gruplar üzerinde test etme imkanı sağlamaktadır. Her bir doğrulama aşamasında elde edilen performans ölçümleri kaydedilir ve k defa tekrarlanarak modelin genel performansı belirlenmektedir. Bu sayede, modelin performansının ne kadar değişken olduğunu gösteren standart sapma gibi istatistiksel değerler de elde edilebilmektedir. K-fold çapraz doğrulama, modelin eğitim verisi üzerinde aşırı uyum yapmasını engeller ve gerçek dünya verilerine daha sağlam bir şekilde uyum sağlamasına yardımcı olmaktadır. Bu yöntem, makine öğrenimi modellerinin güvenilir, genel ve gerçekçi sonuçlar elde etmelerine katkıda bulunan önemli bir stratejidir. Şekil 4.10' de çalışmada kullanılan veri setinin k-fold çapraz doğrulama yöntemiyle gruplandırılması gösterilmiştir.



Şekil 4.10 K-fold çapraz doğrulama işlemi şematik gösterimi

Şekilde k-fold çapraz doğrulama işlemi *"k=5"* olacak şekilde gerçekleştirilmiştir. Burada veri seti %80 eğitim, %20 test olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Eğitim seti

beş ayrı parçaya bölünmüştür. Bu parçalar sırasıyla her bir katlama(fold) turunda doğrulama kümesi olarak modele giriş yapmışlardır. Her turda geri kalan gruplar ise eğitim veri seti olarak görev almışlardır. Böylece model beş farklı doğrulama ve eğitim grubu olan veri seti varyasyonları ile eğitime girmiş, oluşan hata puanlarının ortalaması alınarak modelin güvenilirliği artırılmıştır.

4.5 Sınıflandırma Modelinin Yapılandırılması

Bu tez çalışmasının temel amacı, betonarme binalarda meydana gelen deprem hasarlarını, yapısal elemanlarda ortaya çıkan hasarlar ve yapısal olmayan elemanlardaki hasarlar olmak üzere iki ana kategoride sınıflandırmaktır. Verilerin ayrıştırması başlığı altında bahsedilen hiyerarşi ağına göre verileri hasarın türüne göre sınıflandıran bir model geliştirilmiştir. Modelin bu sınıflandırmayı gerçekleştirirken beton dökülmesi, donatı açığa çıkması, çatlak görünümü, donatı burkulması, sıva çatlağı, tuğla duvar çatlağı gibi ayrıntılara odaklanarak bu hasar örüntülerini öğrenmesi ve tanımlaması hedeflenmiştir. Derin sinir ağları, veri üzerinden öğrenme yeteneğine sahip olup farklı veri setleri üzerinden tahmin yapabilen algoritmalardır. Bu nedenle, elde edilen verileri kullanarak algoritmanın eğitilmesi ve test edilmesi amacıyla veri setleri oluşturulmuştur. Çalışmada kullanılan veriler, %80'i eğitim ve %20'si test olacak şekilde ayrılmıştır.

Bu çalışma, betonarme binaların deprem sırasında maruz kaldıkları hasarları yapısal ve yapısal olmayan eleman hasarı olarak sınıflandırma amacıyla geliştirilmiş modellerin başarısını bu görev üzerinde karşılaştırmayı hedeflemektedir. Bu hedef doğrultusunda, programlama dili olarak Python kullanılmıştır. Çalışmada, Python programındaki çeşitli kütüphanelerden, özellikle DÖ uygulamaları için tercih edilen Keras ve Pytorch kütüphaneleri kullanılmıştır. Algoritma statik bilgisayar bileşenlerine bağlı kalınmadan, Google Colab ortamında T4 GPU kullanılarak geliştirilmiş ve sonuçları test edilmiştir.

DÖ modellerinin performansı veri sayısına bağlı olarak değişmektedir. Bu bağlamda, elde edilen veri sayıları tek bir modeli baştan eğitmek için yeterli olmadığından, Transfer Öğrenme yöntemine başvurulmuştur. Transfer öğrenme sayesinde, her parametrenin öğrenilmesine vakit harcanmadan başlangıç ağırlıkları hazır alınmış ve öğrenilmesi gereken parametre sayısı azaltılmıştır. Çalışmada, literatür taramasında Tablo 2.3' te, kullanım sıklığı ve başarımı yüksek olan AlexNet modeli ve VGG19 modelleri kıyaslama yapılabilmesi için tercih edilmiştir. Veri sayısına bağlı olarak modellerin başarısını artırmak amacıyla, mevcut veriler üzerinden veri artırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Algoritmanın odaklanması

gereksiz detaylar elimine edilerek sağlanmış, hasar görüntülerinde bulunan ev veya işyeri içindeki nesneler (duvar kağıdı, tablo, çiçek vb.) kırpılarak modelin sadece hasarın şekline ve derinliğine odaklanması sağlanmıştır. Kırpılan resimler yeniden boyutlandırılarak girdi görüntülerin boyutu 512x512x3 olarak güncellenmiştir. Veri üzerine bütün bu ön işlemler yapıldıktan sonra Keras ve Pytorch kütüphaneleri Colab ortamında not defterine yüklenmiş ve ilk olarak transfer öğrenmeli AlexNet modeli seçilmiştir.

AlexNet modeli ardışık (sequential) bir modeldir. Ardışık modeller, sıralı bir dizi sinir ağı katmanlarından oluşmaktadır. Tablo 4.1' da modelin katmalarına , filtre boyutlarına ve çıkış türlerine yer verilmiştir. Daha sonra, VGG mimarilerinden transfer öğrenmeli VGG-19 modeli seçilmiştir.

Tablo 4.1 AlexNet mimarisi katman tablosu

	Katman Tipi	Çıkış Şekli	Parametreler
0	Giriş Katmanı	[1, 3, 224, 224]	-
1	Evrişim Katmanı	[-1, 64, 55, 55]	23,296
2	ReLU	[-1, 64, 55, 55]	0
3	Maksimum Havuzlama Katmanı	[-1, 64, 27, 27]	0
4	Evrişim Katmanı	[-1, 192, 27, 27]	307,392
5	ReLU	[-1, 192, 27, 27]	0
6	Maksimum Havuzlama Katmanı	[-1, 192, 13, 13]	0
7	Evrişim Katmanı	[-1, 384, 13, 13]	663,936
8	ReLU	[-1, 384, 13, 13]	0
9	Evrişim Katmanı	[-1, 256, 13, 13]	884,992
10	ReLU	[-1, 256, 13, 13]	0
11	Evrişim Katmanı	[-1, 256, 13, 13]	590,080
12	ReLU	[-1, 256, 13, 13]	0
13	Maksimum Havuzlama Katmanı	[-1, 256, 6, 6]	0
14	Adaptif Ortalama Havuzlama Katmanı	[-1, 256, 6, 6]	0
15	Seyreltme Katmanı	[-1, 9216]	0
16	Tam Bağlantı Katmanı	[-1, 4096]	37,752,832
17	ReLU	[-1, 4096]	0
18	Seyreltme Katmanı	[-1, 4096]	0
19	Tam Bağlantı Katmanı	[-1, 4096]	16,781,312
20	ReLU	[-1, 4096]	0
21	Tam Bağlantı Katmanı	[-1, 2]	8,194
22	Sınıflandırma Katmanı	[-1, 2]	0

VGG-19 modeli de ardışık (sequential) bir modeldir. Tablo 4.2' da modelin katmalarına , filtre boyutarına ve çıkış türlerine yer verilmiştir. Ancak her iki sıralı modelde 1000 sınıflı işlemler için eğitilmiş modellerdir. Bu nedenle modellerin sınıflandırma yapan katmanının parametreleri, yalnızca iki sınıflı işlem yapacak

şekilde revize edilmiş ve diğer parametreleri dondurulmuştur. Modellerin katman tablolarının sınıflandırma katmanı satırında çıkış şeklinin boyutunda bu durum gösterilmiştir.

Tablo 4.2 VGG-19 mimarisi katman tablosu

	Katmanlar	Çıkış Şekli	Parametreler
0	Giriş Katmanı	[1,3,224,224]	-
1	Evrişim Katmanı	[-1,64,224,224]	1,792
2	Relu	[-1,64,224,224]	0
3	Evrişim Katmanı	[-1,64,224,224]	36,928
4	Relu	[-1,64,224,224]	0
5	Maksimum Havuzlama Katmanı	[-1,64,112,112]	0
6	Evrişim Katmanı	[-1,128,112,112]	73,856
7	Relu	[-1,128,112,112]	0
8	Evrişim Katmanı	[-1,128,112,112]	147,584
9	Relu	[-1,128,112,112]	0
10	Maksimum Havuzlama Katmanı	[-1,128,56,56]	0
11	Evrişim Katmanı	[-1,256,56,56]	295,168
12	Relu	[-1,256,56,56]	0
13	Evrişim Katmanı	[-1,256,56,56]	590,080
14	Relu	[-1,256,56,56]	0
15	Evrişim Katmanı	[-1,256,56,56]	590,080
16	Relu	[-1,256,56,56]	0
17	Evrişim Katmanı	[-1,256,56,56]	590,080
18	Relu	[-1,256,56,56]	0
19	Maksimum Havuzlama Katmanı	[-1,256,28,28]	0
20	Evrişim Katmanı	[-1,512,28,28]	1,180,160
21	Relu	[-1,512,28,28]	0
22	Evrişim Katmanı	[-1,512,28,28]	2,359,808
23	Relu	[-1,512,28,28]	0
24	Evrişim Katmanı	[-1,512,28,28]	2,359,808
25	Relu	[-1,512,28,28]	0
26	Evrişim Katmanı	[-1,512,28,28]	2,359,808
27	Relu	[-1,512,28,28]	0
28	Maksimum Havuzlama Katmanı	[-1,512,14,14]	0
29	Evrişim Katmanı	[-1,512,14,14]	2,359,808
30	Relu	[-1,512,14,14]	0
31	Evrişim Katmanı	[-1,512,14,14]	2,359,808

32	Relu	[-1,512,14,14]	0
33	Evrişim Katmanı	[-1,512,14,14]	2,359,808
34	Relu	[-1,512,14,14]	0
35	Evrişim Katmanı	[-1,512,14,14]	2,359,808
36	Relu	[-1,512,14,14]	0
37	Maksimum Havuzlama Katmanı	[-1,512,7,7]	0
38	Adaptif Ortalama Havuzlama Katmanı	[-1,512,7,7]	0
39	Tam Bağlantı Katmanı	[-1,4096]	102,764,544
40	Relu	[-1,4096]	0
41	Seyreltme Katmanı	[-1,4096]	0
42	Tam Bağlantı Katmanı	[-1,4096]	16,781,312
43	Relu	[-1,4096]	0
44	Seyreltme Katmanı	[-1,4096]	0
45	Tam Bağlantı Katmanı	[-1,2]	8,194
46	Sınıflandırma Katmanı	[-1,2]	0

Veri modellemesinde kullanılan veri miktarının fazla olması, zaman ve bilgisayar performansı açısından sorun teşkil etmektedir. Bu nedenle toplanan veriler belirli gruplara ayrılarak işlenmektedir. Grup sayısını belirleyen yığın boyutu (batch size), genellikle 2'nin katları şeklinde 2, 4, 8, ..., 512 sayıları arasından seçilmektedir. Modelin optimize edilmesi için en uygun değer olan 32 seçilmiştir. Eğitimin etkin bir şekilde gerçekleşmesi için veriler modele bir kez değil, birden fazla kez sunulmaktadır. Bu devirlerin sayısı devir miktarı (epoch) parametresi ile belirlenmektedir. Epoch değeri, yetersiz seçilirse başarılı bir model elde edilmeyebilmekte; aşırı seçilirse ise ağ aşırı uyum(overfitting) eğiliminde olabilmektedir. Bu doğrultuda modeller oluşturulurken farklı çalışmalarda kullanılan epoch değerleri incelenmiş ve epoch değeri 100 olarak belirlenmiştir. Bir modelin parametrelerinin güncellenme hızını belirleyen öğrenme hızı(learning rate), genellikle 0,1 ile 0,000001 arasında bir değer almaktadır. 0,1 gibi büyük değerler ile başlandığında öğrenme eğrisinin kararsız hareketleri tespit edilmiştir. Tablo 4.3' de öğrenme hızlarının karşılaştırılmasına yer verilmiştir. 0,000001 değeri gibi küçük bir değer seçildiğinde ise eğitim süreleri uzamaktadır. Bu nedenle öğrenme hızı değeri çalışmanın modellerinde 0,001 seçilmiştir.

Tablo 4.3 Çalışmada kullanılan modellerin parametreleri

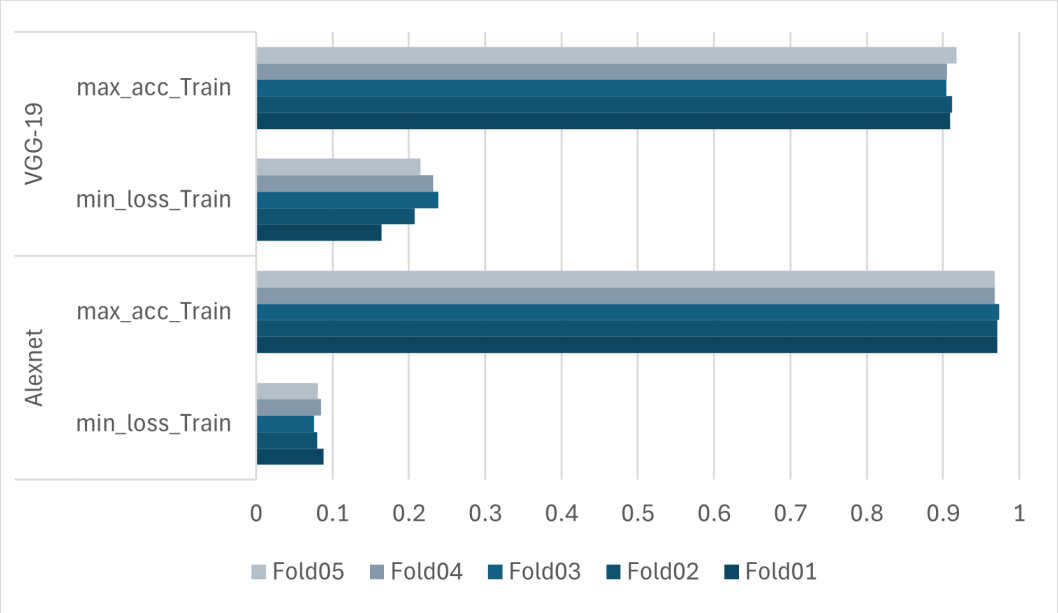
Parametreler	**Model-1**	**Model-2**
Transfer Öğrenme Modeli	AlexNet	VGG-19
Giriş Boyutu	[3, 224, 224]	[3, 224, 224]
Yığın Boyutu (batch size)	32	32
Döngü(Epoch)	100	100
Optimizasyon Fonksiyonu	Adam	Adam
Değerlendirme Yöntemi	Accuracy	Accuracy
Aktivasyon Fonksiyonları	ReLU, Softmax	ReLU, Softmax
Kayıp(Loss) Fonksiyonu	NLLoss	NLLoss
Öğrenme Hızı	0,001	0,001
K-Fold Çapraz Doğrulama Değeri	5	5

Evrişimli katmanlarda ve sınıflandırma katmanında kullanılan aktivasyon fonksiyonları, doğrusal olmayan verileri ağın anlayabileceği formata dönüştürmektedir. Önceki araştırmalarda başarılı sonuçlar elde edilmesini sağlamış ReLU aktivasyon fonksiyonu evrişimli katmanlarda yaygın olarak tercih edilirken, sınıflandırma katmanında ise iki sınıflı sınıflandırma problemleri için Softmax aktivasyon fonksiyonu sıkça kullanılmaktadır. Dolayısıyla çalışmada kullanılan modellerde bu aktivasyon fonksiyonları kullanılmıştır. Modelin tahminlerindeki hata oranını belirlemek için kayıp (loss) fonksiyonları kullanılmaktadır. Bu çalışmada, en uygun hata ölçümü olarak Negative Log-Likelihood fonksiyonu seçilmiştir. Hatanın minimuma indirilmesi için her epoch sonunda ağı güncelleyen optimizasyon fonksiyonu olarak Adam tercih edilmiştir.

Her döngünün sonunda elde edilen hata ve doğruluk oranlarını değerlendirmek için doğruluk (accuracy) metriği kullanılmıştır. Bu metrik, algoritmanın performansını değerlendirmek için önemli bir ölçüt oluşturmaktadır. Tablo, modellerin çalışmada kullandıkları parametreleri göstermektedir(Tablo 4.3). Bu parametreler kullanılarak modeller eğitilmiştir. Bir sonraki bölümde, k-fold yöntemiyle oluşmuş veri setlerinin her birinin eğitim sonuçları, ve karmaşıklık matrislerine yer verilmiştir. Bununla birlikte, model başarımları Sınıf Aktivasyon Haritaları (SAH) ile test edğilmiştir. Daha sonra test görsellerinin renk kanallarının tespit puanına etkisi gözlemlenmiştir.

5
BULGULAR

Eğitim ve test verileri aynı yolu izleyecek şekilde yukarıda gösterilen parametrelere sahip modellere ayrı ayrı verilmiş ve eğitilmiştir. Modellerin eğitim ve doğrulama aşamasını tamamladıktan sonra elde edilen sonuç grafikleri Şekil 5.1' de gösterilmiştir.

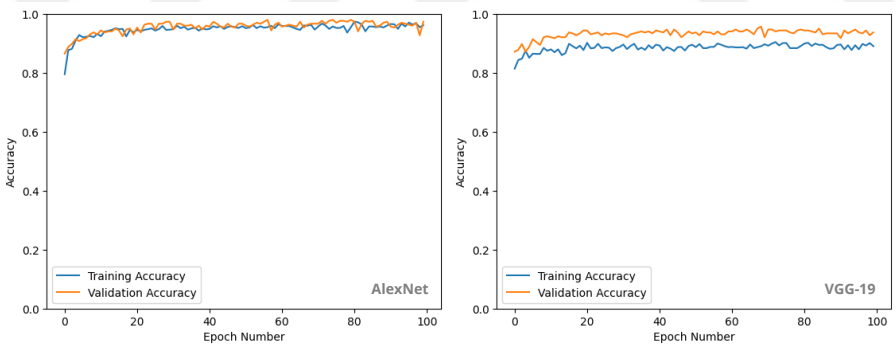


Şekil 5.1 Her bir turda elde edilen maksimum başarı ve minimum kayıp değerleri

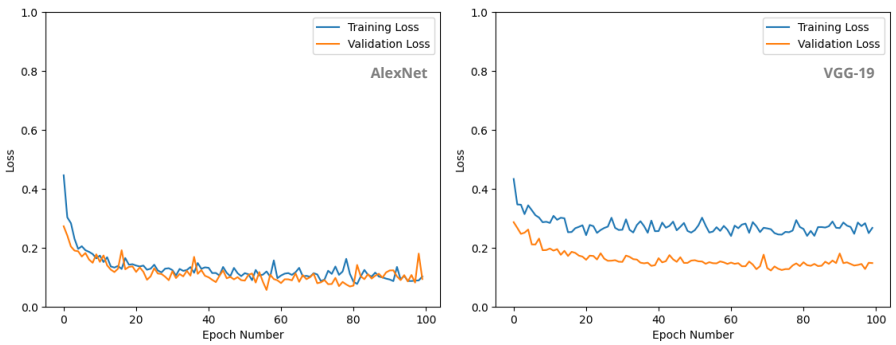
Şekil 5.1 grafiği; modellerin eğitim verisini çapraz doğrulama yapılmış bir şekilde eğitildiğini, eğitiminin doğruluk değerini ve kayıp fonksiyonu değerini göstermektedir. Bu grafikten yola çıkarak eğitim sürecinin sonunda her bir turda(fold) sonuçlar kaydedilmiş ve Şekil 4.10' da gösterildiği gibi aritmetik ortalaması alınarak nihai sonuçlara ulaşılmıştır. Bu sonuçlara göre AlexNet modeli eğitiminin ortalama doğruluk değeri %97.04(0.9704) iken VGG-19 modelinin eğitimi ortalama doğruluk değeri %90.96(0.9096) olarak sonuçlanmıştır. Aynı şekilde, AlexNet modeli eğitiminin ortalama kayıp değeri %8.19 (0.0819), VGG-19 modeli eğitiminin ortalama kayıp değeri ise %21(0.2116) olarak kaydedilmiştir. Her iki model de, %90' ın üzerinde başarıma ulaşmıştır. Modellerin

ortalama başarımlarına ve kayıp değerlerine en yakın fold sonuçları Şekil 5.2'de gösterilmiştir.

Şekil 5.2(a) grafiklerinde, her döngüde eğitim ve test veri setlerinden elde edilen başarı değerlerini göstermektedir. AlexNet modelinin ilk döngüde elde edilen en düşük eğitim başarısı %84,85 (0.8485) iken en yüksek eğitim başarısı %97.41 (0.9741)'dır. Buna karşın, VGG-19 modelinin ilk epochta elde edilen en düşük eğitim başarısı %83.56 olup en yüksek eğitim başarısı %90.40 (0.9040) olarak kaydedilmiştir. Şekil 5.2(b) grafiklerinde ise, her döngüde eğitim ve test veri setlerinden kaydedilen kayıp değerlerini yansıtmaktadır. Her bir döngüde, algoritmaya verilen tüm verilerle hata değerleri hesaplanmakta ve geri yayılım algoritmasıyla seçilen optimizasyon fonksiyonu, hata oranını en aza indirmek için ağı güncellemektedir. AlexNet modelinin İlk döngüde, eğitim setinden elde edilen en yüksek kayıp oranı %28.67 (0.2867) iken en düşük kayıp oranı%7.60 (0.0760)'dir. Bununla birlikte VGG-19 modelinin ilk döngüde elde edilen en yüksek kayıp oranı %32.10(0.3210) iken en düşük kayıp oranı %23.90 (0.2390)'dır. Tüm bu verilere baktığımızda, algoritmaların eğitimi başarı bir şekilde gerçekleşmiştir. Ancak doğruluk grafiğine karşılaştırmalı baktığımızda ise AlexNet modelinin VGG-19 modeline göre daha başarılı olduğu sonucuna varılmıştır. Bu durum sonuç bölümünde detaylı bir şekilde tartışılacaktır.



(a) Modellerin her döngü sonrası elde ettiği doğruluk değeri



(b) Modellerin her döngü sonrası elde ettiği kayıp değeri

Şekil 5.2 Eğitim sonuçları karşılaştırılması

Tablo 5.1'de gösterilen değerler, her bir eğitim turunda 100 döngülük eğitimin en yüksek doğruluk değeri vermiş olan döngüsünün sonucudur. Örnek vermek gerekirse, ilk turda(fold01) %90.90 doğruluk değerinin alındığı döngü, 100 döngülük bir eğitimde 84. döngü olarak saptanmıştır. Tablo 1.13' deki kavramlar doğrultusunda, karmaşıklık matrisi(KM) modellerin hassasiyet(precision), keskinlik(recall) ve f-ölçütü(f-score) değerleri hesaplanmış ve tabloda gösterilmiştir.

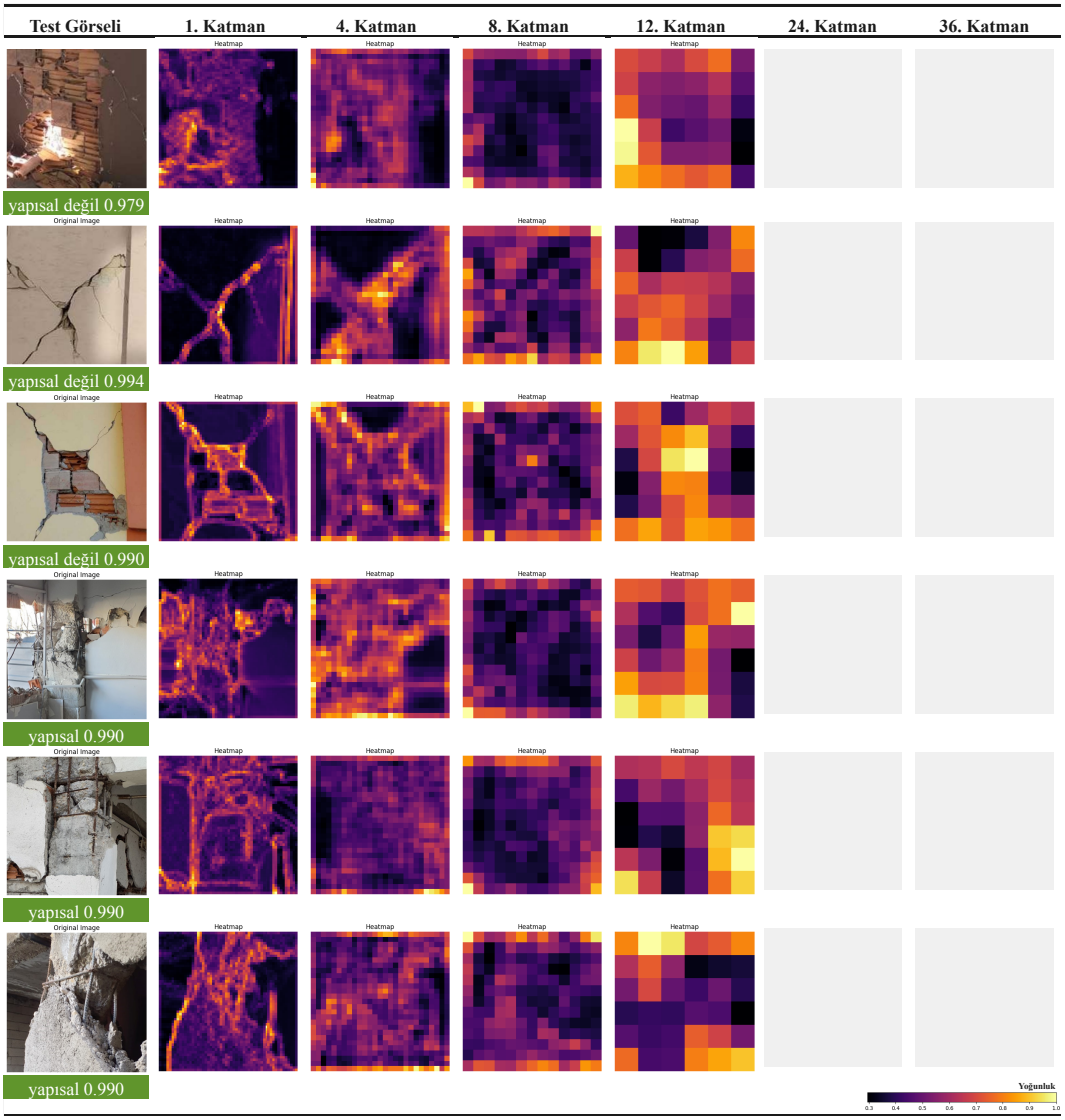
Tablo 5.1 En yüksek doğruluk döngüsündeki karmaşıklık matrisi değerleri

Fold	Model	KM/Döngü	DP	YN	YP	DN	Keskinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
Fold01	AlexNet	89/100	161	5	11	129	0.969	0.936	0.952
Fold01	VGG-19	84/100	158	8	17	123	0.951	0.902	0.926
Fold02	AlexNet	67/100	156	10	1	138	0.939	0.993	0.965
Fold02	VGG-19	85/100	150	16	11	128	0.903	0.931	0.917
Fold03	AlexNet	81/100	151	15	3	136	0.909	0.980	0.943
Fold03	VGG-19	73/100	160	6	12	127	0.963	0.930	0.946
Fold04	AlexNet	61/100	161	4	14	125	0.975	0.920	0.947
Fold04	VGG-19	84/100	158	7	10	129	0.957	0.940	0.948
Fold05	AlexNet	91/100	163	2	6	133	0.987	0.964	0.976
Fold05	VGG-19	96/100	162	3	16	123	0.981	0.910	0.944

5.1 Modellerin Başarımlarının Sınıf Aktivasyon Haritası İle Test Edilmesi

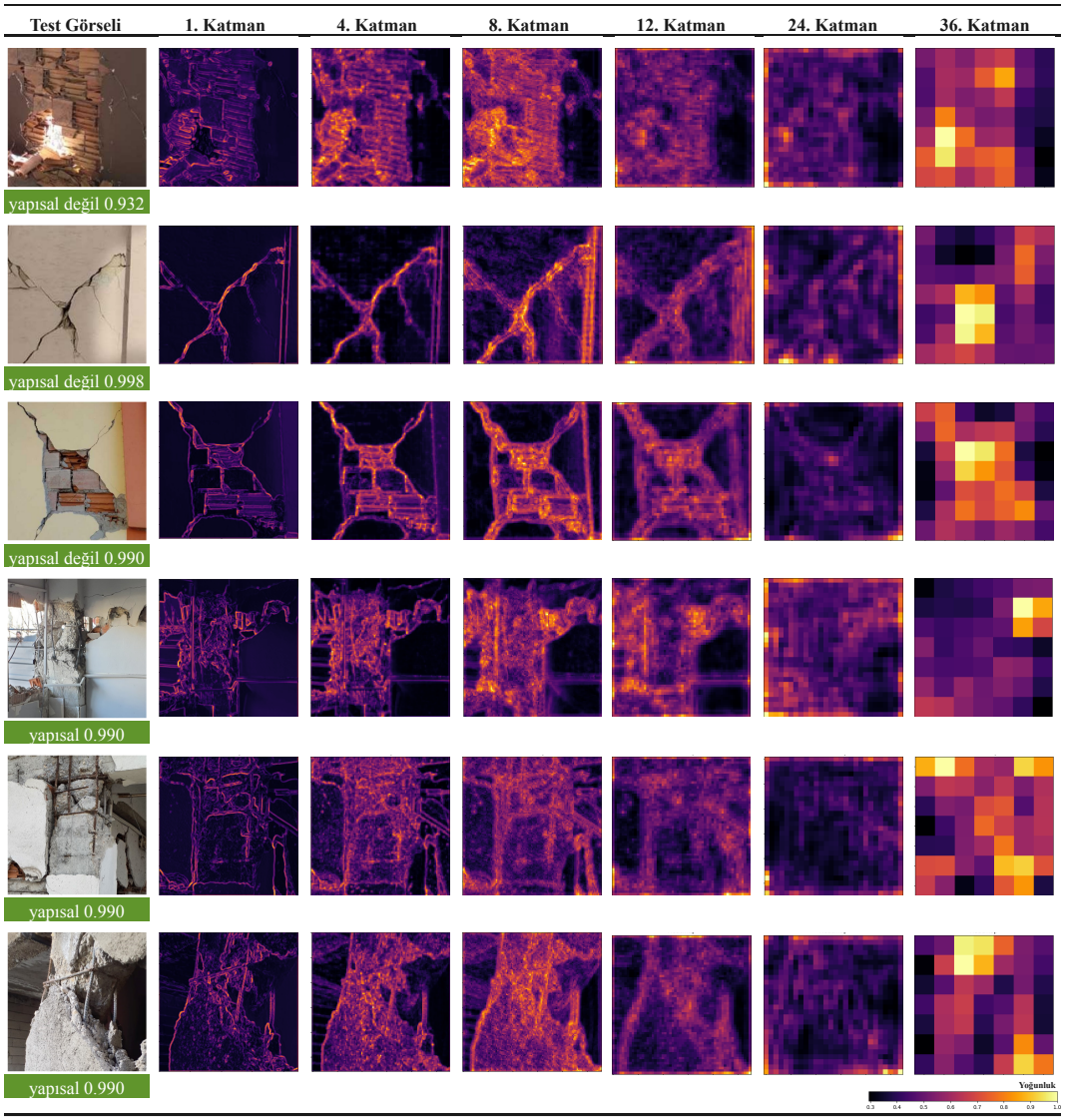
Eğitimin sonunda, modeli test etmek için test veri seti her iki modele de girdi olarak verilmiştir. Aşağıda AlexNet modelinin doğru tahmin ettiği test verilerinden bir kaçı gösterilmiştir. AlexNet mimarisinin özellik çıkarma bölümü Tablo 4.1' de gösterildiği üzere 12 adet katmandan oluşmaktadır. Bu sebeple şekilde, modelin son katmanına kadar belirli aralıklarda seçilmiş katmanlara Sınıf Aktivasyon Haritası(Class Activation Map) yöntemi uygulanmış ve özellik çıkartma işlemi yapılırken modelin o aşamada pikselleri hangi şiddette kullandığına bakılmıştır. Başka bir değişle, görselin hangi sınıfa ait olduğuna karar verme sürecinde, hangi örüntünün daha baskın kullanıldığını bu haritalar belgelemektedir. Test görselleri altında doğru tahmin edilen sınıf etiketleri ve tahmin puanları yeşil kutu içerisinde Şekil 5.3' de gösterilmiştir.

Aynı yöntemle, Aşağıda, VGG-19 modelinin test veri seti içerisinden, sınıfını doğru tahmin ettiği görseller gösterilmiştir. Tablo 4.2' de gösterildiği üzere VGG-19 modelinin özellik çıkarma işlemi 36 katmandan oluşmaktadır. Bu sebeple Şekil 5.4' te modelin son katmanına kadar belirli aralıklar ile seçilmiş katmanlara Sınıf Aktivasyon Haritası(SAH) yöntemi uygulanmıştır.



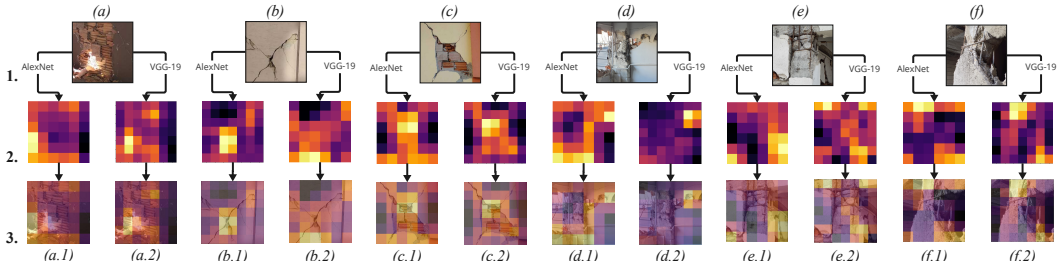
Şekil 5.3 AlexNet modelinin doğru sınıflandırdığı test görselleri

Şekil 5.5' de gösterildiği üzere; modellerin doğru tahmin ettiği görseller ile o görsellerin her bir modelin özellik çıkarma aşamasındaki son katmanından elde edilen SAH verilerinin üst üste getirilerek çakıştırması sergilenmiştir. Görsellerin sınıflandırılırken tetiklendiği yoğunluk şiddetleri bölgeleri, modeller arasında farklılık göstermektedir. Şeklin üçüncü aşamasında, görüntülerin pozitif sonuç elde etmesinde rol oynayan görsel desenler görülmektedir. (b.1), (c.1) ve (d.1) görsellerindeki desenler, aynı kaynaktan çıkan VGG-19 modelinin sonucuna kıyasla hasarların kimliklerini oluşturması açısından gerçeğe daha yakın bulunmuştur. Öte yandan (e.2) ve (f.2) görsellerindeki desenler ise aynı kaynaktan çıkan AlexNet modeli sonucuna kıyasla hasarın kimliğinin atanmasında seçtiği görsel örüntüler gerçeğe daha yakın olduğu gözlemlenmiştir. (a.1) ve (a.2) modellinde bu açıdan bir fark görülmemiştir.

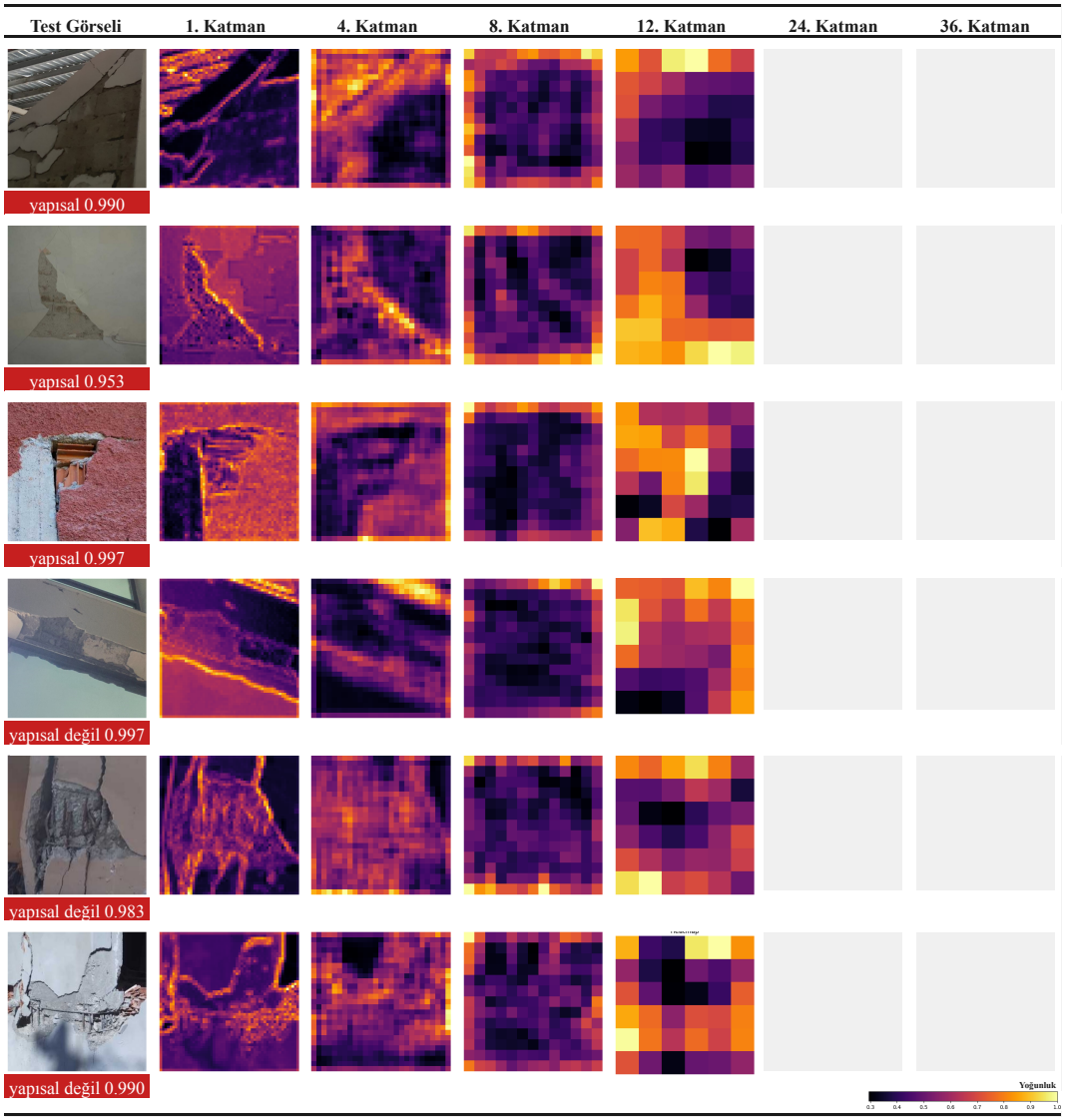


Şekil 5.4 VGG-19 modelinin doğru sınıflandırdığı test görselleri

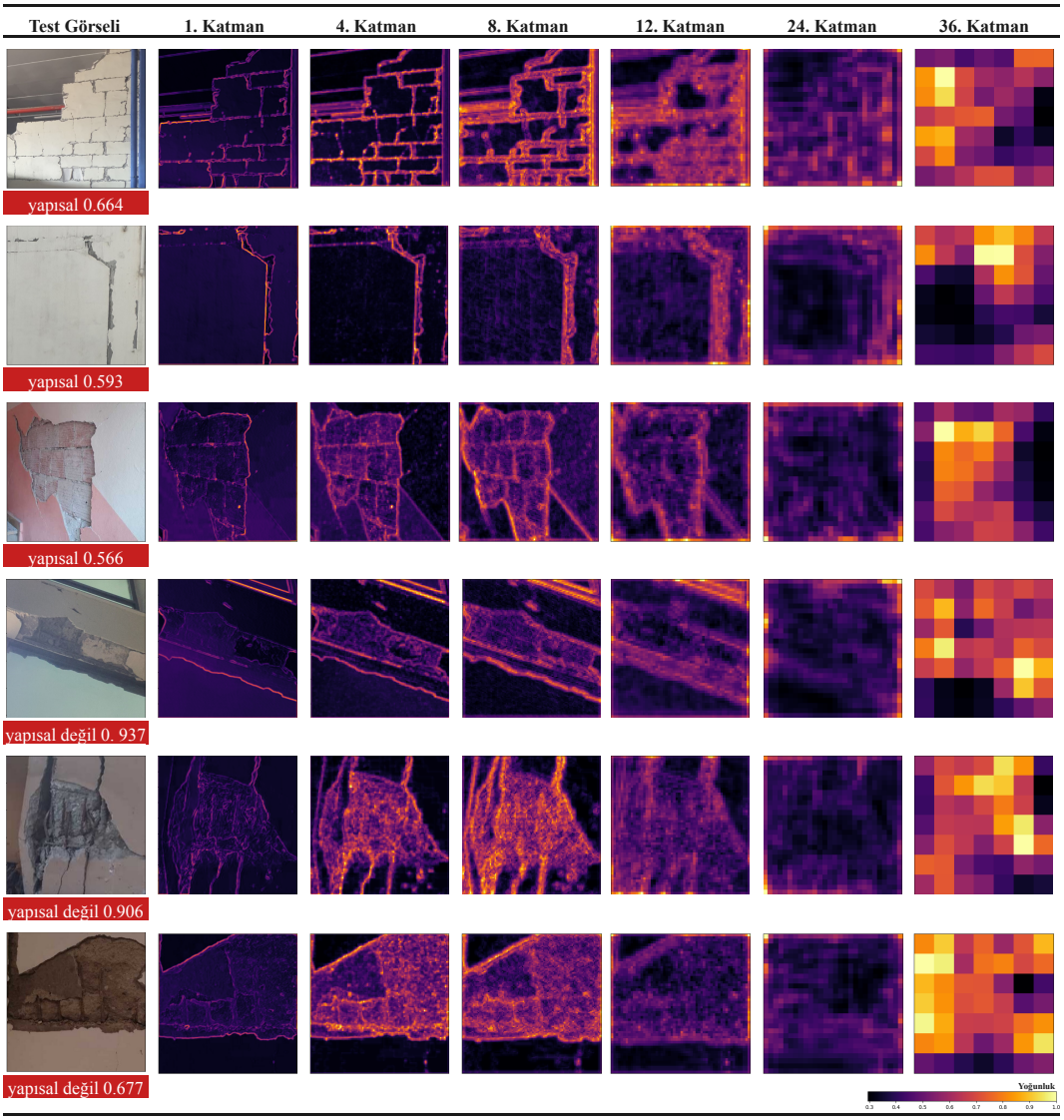
Modeller, başarılı tahminlerinin yanı sıra başarısız tahminlerde de bulunmuştur. Başarısız tahminlerin sonucunda yanlış etiketleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Her iki modelin de yanlış tahmin ettiği görsellerin tahmin etiketleri ve tahmin puanları kırmızı kutu içerisine yazılı bir biçimde şekilde gösterilmiştir. Şekil 5.6'da AlexnNet algoritmasının yanlış tahmin ettiği görseller gösterilmiştir. Şekil 5.7'de ise VGG-19 modelinin yanlış tahminde bulunduğu test görsellerinin tablosu yer almaktadır.



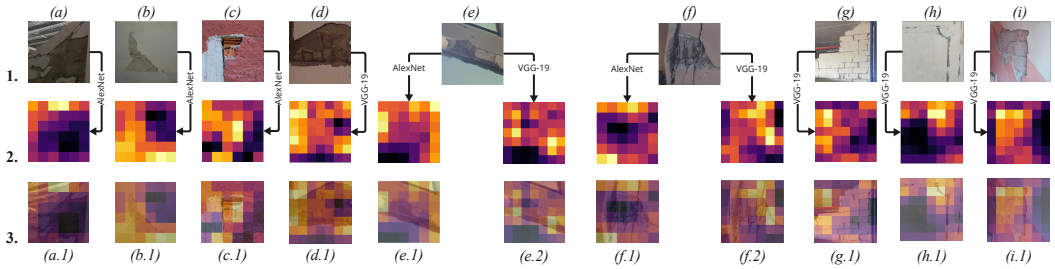
Şekil 5.5 Doğru tahminlerin sınıf aktivasyon haritaları ile çakıştırılması



Şekil 5.6 AlexNet modelinin yanlış sınıflandırdığı test görselleri



Şekil 5.7 VGG-19 modelinin yanlış sınıflandırdığı test görselleri



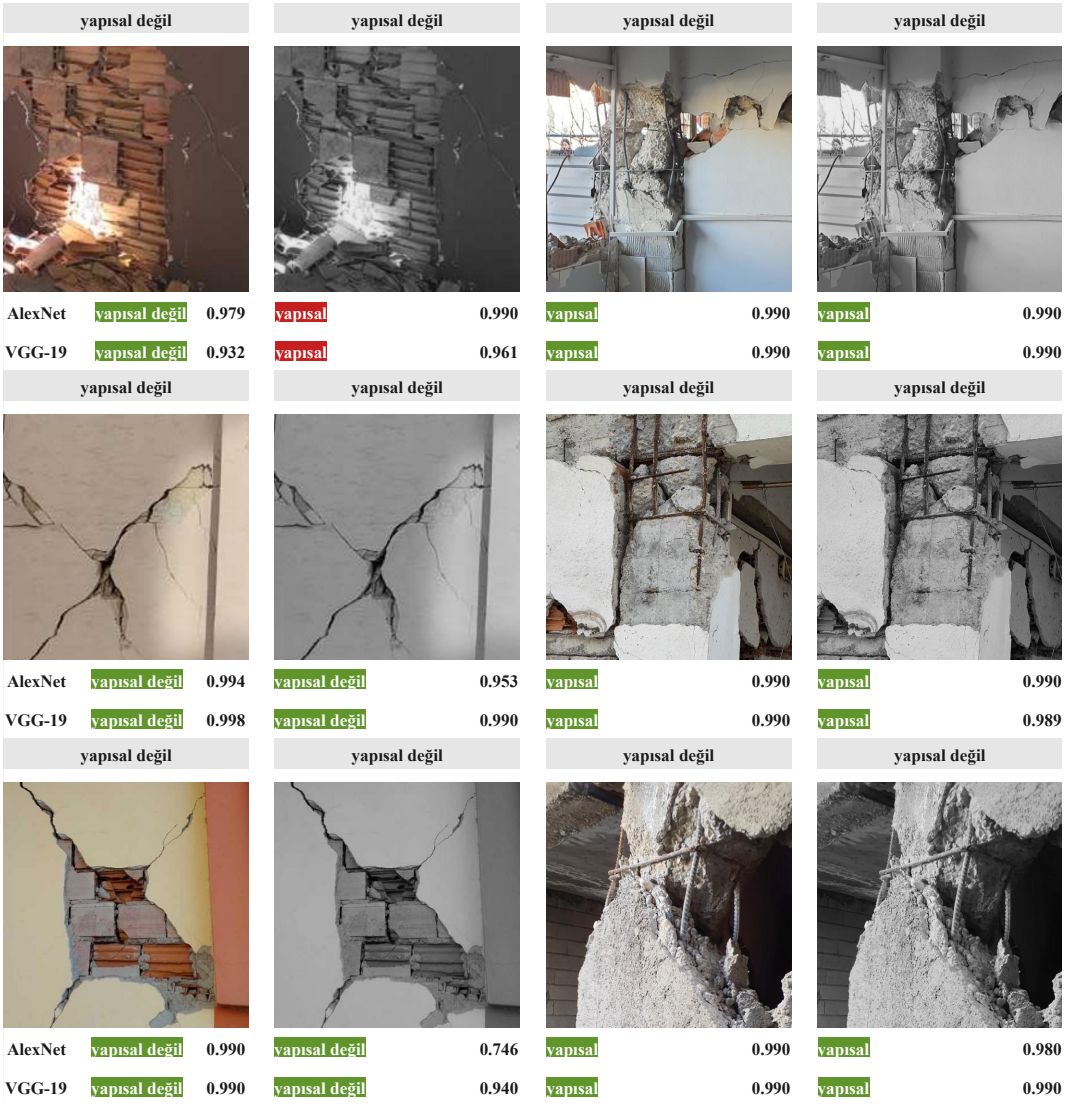
Şekil 5.8 Yanlış tahminlerin sınıf aktivasyon haritaları ile çakıştırılması

Şekil 5.8'de de aynı şekilde bir çakıştırma işlemi yapılmıştır. Bu işlemde modellerin yanlış tahmin ettiği görseller ile o görsellerin özellik çıkarma aşamasındaki son katmanından elde edilen SAH verilerinin üst üste getirilerek çakıştırılması sergilenmiştir. Şeklin üçüncü aşamasında görüntülerin negatif sonuç elde etmesinde

rol oynayan görsel desenler görülmektedir. (a.1), (e.1), (f.1), (f.2) ve (g.1) görsellerindeki yüksek derecede tetiklenmiş alanlar hasarı oluşturan bölgeleri kapsamamaktadır. Diğer taraftan (b.1), (c.1), (d.1), (e.2), (h.1) ve (i.1) görsellerinde yüksek derecede tetiklenmiş alanlar, görseldeki hasar ile kısmen örtüşmektedir.

5.2 Renk Kanallarının Tahmin Sonucuna Etkisi

Eğitim sonucunda test veri setindeki görsellerin bir kısmı üç kanallı renk bilgisi taşımalarının yanı sıra, tek kanallı renk bilgisi(siyah beyaz görüntü) üzerinden de modelleri test etmek için kullanılmıştır (Şekil 5.9).



Şekil 5.9 Test görsellerinin siyah beyaz filtreli sonuçlarının karşılaştırılması

Şekilde görüldüğü üzere, (a) görselinde görüntünün renksizleştirilmesinden sonra tahmin sonucunda olumsuz yönde bir değişim gözlemlenmiştir. Aynı şekilde,

(e) görselinde ise tahmin sonucunun sınıfında bir değişiklik olmadığı ancak tahmin puanlarında bir gerileme görülmüştür. Şekildeki diğer görsellerde tahmin sınıflarında bir değişiklik gözlemlenmemiş, tahmin puanlarında önemli farklar bulunmamıştır. Tezin sonuç bölümünde, çalışmanın sonuçlarının, literatür araştırmasındaki çalışmalar ile farkları ve benzerlikleri tartışılmış ve sonuç değerlendirmesi yapılmıştır.

6
SONUÇ

Bu çalışmada, deprem sonrası güvenlik çalışmaları kapsamında betonarme yapıların hasar tespit sürecinin yoruma açık taraflarının azaltılması ve sürecin hızlandırılması için Evrişimli Sinir Ağları modellerinden AlexNet ve VGG19 modellerinin hasar görüntülerini sınıflandırma performansı karşılaştırılmıştır. Görüntüler 6 Şubat Kahramanmaraş (M_w= 7.7 ve M_w= 7.6) depremleri sonrası HTS ve afet alanından çekilen görsellerden elde edilmiştir. Toplanan görseller yapısal ve yapısal olmayan görsellere ayrılmış ve veri setine eklenmiştir. İlgili çalışmalardan yola çıkarak çalışmada kullanılmak üzere AlexNet ve VGG19 modelleri seçilmiştir. Modellerin eğitiminde zaman kazanmak için transfer öğrenme yöntemine başvurulmuştur. Transfer öğrenme yöntemiyle gelen ilgisiz parametreler devre dışı bırakılmıştır. Eğitim sürecinde veri setinin doğrulama kısmının dengeli olması için k-fold çapraz doğrulama yöntemi uygulanmıştır. Bölüm 2' de tartışılan çalışmalarda k-fold çapraz doğrulama yönteminin kullanımına rastlanmamıştır. Bu durumdan farklı olarak çalışmada, *"k=5"* alınarak 5-fold çapraz doğrulama yöntemi uygulanmış ve modellerin eğitiminde kullanılan verilerin dengeli dağılımı kontrol edilmiştir. Çalışmada kullanılan modeller, yığın boyutu 32 ve döngü sayısı 100 olacak şekilde eğitilmiştir.

Eğitim sonucunda AlexNet modelinin ortalama doğruluk puanı 0.9704 (%97.04), VGG19 modelinin ortalama doğruluk puanı 0.9096(%90.96) elde edilmiştir. Bununla birlikte AlexNet modelinde 0.0819(%8.19), VGG19 modelindeyse 0.2116 (%21.16) kayıp puanı ortalaması elde edilmiştir. Bu eğitim verilerine göre deprem sonrası yapı hasarları sınıflandırma görevinde AlexNet modeli daha başarılı bulunmuştur. Bhatta ve Dhang [76]' ın çalışmasına bakıldığında, aşamalı tespit yöntemindeki hasar aşamalarının bu çalışmanın alt veri türleri ile aynı olduğu gözlemlenmektedir. Dahası, çalışmada kullanılan VGG19 ve AlexNet model başarımları bu çalışmada elde edilenden düşük kalmıştır. Ancak Bhatta ve Dhang [76], çoklu tespit yöntemiyle etiket sayısını artırmış ve farklı depremlerden görseller toplayarak veri setini genişletmiştir. Bu durum, iki etiketli hasar

tespiti sürecinde çalışmanın başarılı olduğunu, ancak veri seti arttığında modelin genelleme başarısını tehdit eden durumların olduğunu göstermektedir.

Eğitilen modellerin sınıflandırma başarısı, Sınıf Aktivasyon Haritası(SAH) yöntemiyle ölçülmüştür. SAH ve tahmin görseller birbiri üzerine bindirilmiş ve aktif olan piksel örüntüleri incelenmiştir. Bu incelemeler sonucunda, doğru tahmin edilmiş yapısal olan ve yapısal olmayan hasarların SAH' na baktığımızda ait olduğu sınıfın karakterine uygun alanların aktive olduğunu gözlemlenmiştir. Bununla birlikte yanlış tahminlerin bindirme testine baktığımızda ise yüksek şiddette tetiklenmiş alanların hasarın kimliğini oluşturan alanlar ile eşleşmediği gözlemlenmiştir. SAH görsellerine baktığımızda, VGG19 modelinden daha az katmana sahip AlexNet modelinin odaklandığı yerlerin çok yoğun olduğunu, VGG19 modelinin ise odaklandığı yerlerin yoğunluğunun AlexNet modeline göre daha az olduğu gözlemlenmiştir. Modellerin başarımları düşünüldüğünde, maruz kalınan katman sayısının artmasının modelin doğruluğuna etkisi olduğu gözlemlenmiştir.

Bu değerlendirmeye ek olarak eğitilen modeller, test veri seti görselleri üzerinde renk filtresiyle manipüle edilerek test edilmiştir. Bu testin sonucunda, görsellerin içerdiği renk kanallarının sınıflandırmaya etkisi olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum, ESA modellerinin renk uzaylarının sınıflandırma parametrelerine etkisi olduğunu göstermiştir.

Çalışmada elde edilen model başarımlarının yüksek olması, deprem sonrası güvenlik çalışmaları kapsamında birincil araç olma durumunu desteklememektedir. Böyle bir amaç için hasarların nicel özelliklerinin çeşitli lazer tarama ve fotogrametri araçlarıyla çıkarılması ve daha sonra sınıflandırması modelin güvenilirliğini artıracağı düşünülmüştür. Dahası, modelin genellemesinin farklı depremlerden çekilmiş görsellerle [76], insansız hava araçlarıyla(İHA) [73] ve insan güvenliğini artıracak diğer robotik araçlar [74] ile farklı açılardan desteklenmesi gerekmektedir. Mevcut koşullar bu şekilde iyileştirildiği takdirde bile çalışmada kullanılacak modelin karar destek sisteminden öteye gitmesinin insan güvenliğini riske atacağı düşünülmüştür.

Sonuç olarak, bu çalışmada ESA modellerinin betonarme yapılarda oluşan deprem hasarlarının yapısal ve yapısal olmama durumlarına göre sınıflandırmasının karşılaştırılması yapılmıştır. Eğitimler sonucu elde edilen sonuçlara bakıldığında, AlexNet modelinin ortalama doğruluk puanı 0.9704 (%97.04), VGG19 modelinin ortalama doğruluk puanı 0.9096(%90.96) elde edilmiştir. Bununla birlikte AlexNet modelinde 0.0819(%8.19), VGG19 modelindeyse 0.2116 (%21.16) kayıp puanı

ortalaması elde edilmiştir. Sonuçlara baktığımızda, modellerdeki katman sayısının artması, model başarımını olumsuz etkilemiştir. Öte yandan her iki model de bu ikili sınıflandırma için yeterli başarıma ulaşmıştır. Bununla birlikte, girdi verilerinin renk uzayının değiştirilmesi test sonuçlarının etkilediği sonucuna ulaşılmıştır. İleriki çalışmalarda, deprem hasarını sınıflandırmak için daha geniş bir veri setine ve farklı veri toplama araçlarının kullanılması gerektiği düşünülmüştür.

KAYNAKÇA

[1] M. Sönmez, "Coğrafi bilgi sistemleri (cbs) tabanlı deprem hasar riski analizi: Zeytinburnu (istanbul) örneği," *Türk Coğrafya Dergisi*, no. 56, pp. 11–22, 2011.

[2] J. Long, O. Büyüköztürk, "Decentralised one-class kernel classification-based damage detection and localisation," *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 24, no. 6, e1930, 2017.

[3] A. Goretti, C. M. Hutt, L. Hedelund, "Post-earthquake safety evaluation of buildings in portoviejo, manabí province, following the mw7. 8 ecuador earthquake of april 16, 2016," *International journal of disaster risk reduction*, vol. 24, pp. 271–283, 2017.

[4] M. Altıner, "Deprem etkisindeki betonarme binaların göçme riskinin saptanması için hızlı değerlendirme yöntemleri," Ph.D. dissertation, 2008.

[5] A. T. Council, C. O. of Emergency Services, *Procedures for postearthquake safety evaluation of buildings*. Governor's Office of Emergency Services, 1991, vol. 20.

[6] L. Zhang, B. Sun, Z. Jiang, B. Spencer, "A quantitative method for post-earthquake safety assessment of damaged reinforced concrete frames based on on-site survey data," *Journal of Earthquake Engineering*, vol. 27, no. 11, pp. 3060–3088, 2023.

[7] D. Choi, W. Bell, D. Kim, J. Kim, "Uav-driven structural crack detection and location determination using convolutional neural networks," *Sensors*, vol. 21, no. 8, p. 2650, 2021.

[8] B. Akgöz, A. Baltacıoğlu, Ö. Cıvalek, K. Korkmaz, "Deprem hasarlarinin hizli tespitinde yapay sinir ağlari yaklaşimi," *Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi*, vol. 1, no. 1, pp. 22–27, 2010.

[9] T. S. Huang, "Computer vision: Evolution and promise," *CERN European Organization for Nuclear Research-Reports-CERN*, pp. 21–26, 1996.

[10] L. G. Roberts, "Machine perception of three-dimensional solids," Ph.D. dissertation, Massachusetts Institute of Technology, 1963.

[11] Z. Lingxin, S. Junkai, Z. Baijie, "A review of the research and application of deep learning-based computer vision in structural damage detection," *Earthquake engineering and engineering vibration*, vol. 21, no. 1, pp. 1–21, 2022.

[12] D. G. Lowe, "Object recognition from local scale-invariant features," in *Proceedings of the seventh IEEE international conference on computer vision*, Ieee, vol. 2, 1999, pp. 1150–1157.

[13] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, 1979.

[14] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, no. 6, pp. 679–698, 1986.

[15] R. M. Haralick, S. R. Sternberg, X. Zhuang, "Image analysis using mathematical morphology," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, no. 4, pp. 532–550, 1987.

[16] S. K. Baduge *et al.*, "Artificial intelligence and smart vision for building and construction 4.0: Machine and deep learning methods and applications," *Automation in Construction*, vol. 141, p. 104 440, 2022.

[17] Y. Fujita, Y. Mitani, Y. Hamamoto, "A method for crack detection on a concrete structure," in *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06)*, IEEE, vol. 3, 2006, pp. 901–904.

[18] Z. Chen, R. Derakhshani, C. Halmen, J. T. Kevern, "A texture-based method for classifying cracked concrete surfaces from digital images using neural networks," in *The 2011 International Joint Conference on Neural Networks*, IEEE, 2011, pp. 2632–2637.

[19] H.-C. Hsu, S. Chang, C.-C. Chen, I.-C. Wu, "Knowledge-based system for resolving design clashes in building information models," *Automation in Construction*, vol. 110, p. 103 001, 2020.

[20] S. Akbari, M. Khanzadi, M. R. Gholamian, "Building a rough sets-based prediction model for classifying large-scale construction projects based on sustainable success index," *Engineering, Construction and Architectural Management*, vol. 25, no. 4, pp. 534–558, 2018.

[21] G. Dogan, M. H. Arslan, O. K. Baykan, "Determination of damage levels of rc columns with a smart system oriented method," *Bulletin of Earthquake Engineering*, vol. 18, no. 7, pp. 3223–3245, 2020.

[22] S. Márquez-Sánchez, I. Campero-Jurado, D. Robles-Camarillo, S. Rodríguez, J. M. Corchado-Rodríguez, "Besafe b2. 0 smart multisensory platform for safety in workplaces," *Sensors*, vol. 21, no. 10, p. 3372, 2021.

[23] Y. Niu *et al.*, "Towards the "third wave": An sco-enabled occupational health and safety management system for construction," *Safety science*, vol. 111, pp. 213–223, 2019.

[24] J. Chen, Y. Fang, Y. K. Cho, C. Kim, "Principal axes descriptor for automated construction-equipment classification from point clouds," *Journal of Computing in Civil Engineering*, vol. 31, no. 2, p. 04 016 058, 2017.

[25] H.-S. Kim, S.-K. Kim, L.-S. Kang, "Bim performance assessment system using a k-means clustering algorithm," *Journal of Asian Architecture and Building Engineering*, vol. 20, no. 1, pp. 78–87, 2021.

[26] K. Fukushima, "Neocognitron: A hierarchical neural network capable of visual pattern recognition," *Neural networks*, vol. 1, no. 2, pp. 119–130, 1988.

[27] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998. doi: 10.1109/5.726791.

[28] A. Germanov, *How to Detect Objects in Images Using the YOLOv8 Neural Network*, https://www.freecodecamp.org/news/how-to-detect-objects-in-images-using-yolov8/, [Online; accessed 26-Sep-2023], 2023.

[29] D. Svozil, V. Kvasnicka, J. Pospichal, "Introduction to multi-layer feed-forward neural networks," *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, vol. 39, no. 1, pp. 43–62, 1997.

[30] M. H. Sazli, "A brief review of feed-forward neural networks," *Communications Faculty of Sciences University of Ankara Series A2-A3 Physical Sciences and Engineering*, vol. 50, no. 01, 2006.

[31] I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, *Deep learning*. MIT press, 2016.

[32] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," *Advances in neural information processing systems*, vol. 25, 2012.

[33] K. Simonyan, A. Zisserman, *Very deep convolutional networks for large-scale image recognition*, 2015. arXiv: 1409.1556 [cs.CV].

[34] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi, *You only look once: Unified, real-time object detection*, 2016. arXiv: 1506.02640 [cs.CV].

[35] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun, *Deep residual learning for image recognition*, 2015. arXiv: 1512.03385 [cs.CV].

[36] R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, J. Malik, *Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation*, 2014. arXiv: 1311.2524 [cs.CV].

[37] O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox, *U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation*, 2015. arXiv: 1505.04597 [cs.CV].

[38] C. Szegedy *et al.*, *Going deeper with convolutions*, 2014. arXiv: 1409.4842 [cs.CV].

[39] A. G. Howard *et al.*, *Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications*, 2017. arXiv: 1704.04861 [cs.CV].

[40] M. Tan, Q. V. Le, *Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks*, 2020. arXiv: 1905.11946 [cs.LG].

[41] W. Liu *et al.*, "Ssd: Single shot multibox detector," in *Lecture Notes in Computer Science*. Springer International Publishing, 2016, pp. 21–37, isbn: 9783319464480. doi: 10.1007/978-3-319-46448-0_2. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2.

[42] A. Saber, M. Sakr, O. M. Abo-Seida, A. Keshk, H. Chen, "A novel deep-learning model for automatic detection and classification of breast cancer using the transfer-learning technique," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 71 194–71 209, 2021.

[43] T. Fawcett, "An introduction to roc analysis," *Pattern recognition letters*, vol. 27, no. 8, pp. 861–874, 2006.

[44] B. Zhou, A. Khosla, A. Lapedriza, A. Oliva, A. Torralba, *Learning deep features for discriminative localization*, 2015. arXiv: 1512.04150 [cs.CV].

[45] A. T. Council, C. O. of Emergency Services, *Procedures for postearthquake safety evaluation of buildings*. Governor's Office of Emergency Services, 1989, vol. ATC-20.

[46] A. T. Council, C. O. of Emergency Services, *Addendum to The ATC-20 postearthquake building safety evaluaiton procedures*. Governor's Office of Emergency Services, 1995, vol. ATC-20-2.

[47] A. T. Council, C. O. of Emergency Services, *Case studies in rapid postearthquake safety evaluation of buildings*. 1996, vol. ATC-20-3.

[48] N. Z. S. for Earthquake Engineering (NZSEE), "Building safety evaluation during a state of emergency—guidelines for territorial authorities," 2009.

[49] Y. Nakano, M. Maeda, H. Kuramoto, M. Murakami, "Guideline for post-earthquake damage evaluation and rehabilitation of rc buildings in japan," in *13th World Conference on Earthquake Engineering*, (Vancouver BC, Canada, vol. 1, 2004, p. 124.

[50] S. Anagnostopoulos, M. Moretti, M. Panoutsopoulou, D. Panagiotopoulou, T. Thoma, "Post earthquake damage and usability assessment of buildings: Further development and applications," *Final report*, 2004.

[51] C. Baggio *et al.*, "Field manual for post-earthquake damage and safety assessment and short term countermeasures (aedes)," *European Commission—Joint Research Centre—Institute for the Protection and Security of the Citizen, EUR*, vol. 22868, 2007.

[52] G. Grünthal, "European macroseismic scale 1998, european seismological commission (esc)," ISBN, Tech. Rep., 1998.

[53] A. Ilki, O. Halici, M. Comert, C. Demir, "The modified post-earthquake damage assessment methodology for tcip (tcip-dam-2020)," in *Advances in assessment and modeling of earthquake loss*, Springer International Publishing Cham, 2021, pp. 85–107.

[54] S. Bhatta, J. Dang, "Seismic damage prediction of rc buildings using machine learning," *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, vol. 52, no. 11, pp. 3504–3527, 2023.

[55] S. Mansourdehghan, K. M. Dolatshahi, A. H. Asjodi, "Data-driven damage assessment of reinforced concrete shear walls using visual features of damage," *Journal of Building Engineering*, vol. 53, p. 104 509, 2022.

[56] B. Shan, S. Zheng, J. Ou, "A stereovision-based crack width detection approach for concrete surface assessment," *KSCE Journal of Civil Engineering*, vol. 20, pp. 803–812, 2016.

[57] C. M. Yeum, S. J. Dyke, J. Ramirez, "Visual data classification in post-event building reconnaissance," *Engineering Structures*, vol. 155, pp. 16–24, 2018.

[58] A. Şener, B. Ergen, "Deprem sonrası bina yüzeylerinde meydana gelen çatlakların tespitinde sınıflandırma modellerinin karşılaştırılması," *Çukurova Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*, vol. 37, no. 4, pp. 899–910, 2022.

[59] T. Karaçay, "Derin öğrenme ile beton yapılarda otonom çatlak tespiti," *El-Cezeri*, vol. 9, no. 2, pp. 607–624, 2022.

[60] W. R. L. d. Silva, D. S. d. Lucena, "Concrete cracks detection based on deep learning image classification," in *Proceedings*, MDPI, vol. 2, 2018, p. 489.

[61] Y. Gao, K. M. Mosalam, "Deep transfer learning for image-based structural damage recognition," *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 33, no. 9, pp. 748–768, 2018.

[62] S. E. Park, S.-H. Eem, H. Jeon, "Concrete crack detection and quantification using deep learning and structured light," *Construction and Building Materials*, vol. 252, p. 119 096, 2020.

[63] S. Yokoyama, T. Matsumoto, "Development of an automatic detector of cracks in concrete using machine learning," *Procedia engineering*, vol. 171, pp. 1250–1255, 2017.

[64] C. Modarres, N. Astorga, E. L. Droguett, V. Meruane, "Convolutional neural networks for automated damage recognition and damage type identification," *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 25, no. 10, e2230, 2018.

[65] C. V. Dung *et al.*, "Autonomous concrete crack detection using deep fully convolutional neural network," *Automation in Construction*, vol. 99, pp. 52–58, 2019.

[66] Z. Miao, X. Ji, T. Okazaki, N. Takahashi, "Pixel-level multicategory detection of visible seismic damage of reinforced concrete components," *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 36, no. 5, pp. 620–637, 2021.

[67] X. Han *et al.*, "Structural damage-causing concrete cracking detection based on a deep-learning method," *Construction and Building Materials*, vol. 337, p. 127 562, 2022.

[68] Y.-J. Cha, W. Choi, O. Büyüköztürk, "Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks," *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 32, no. 5, pp. 361–378, 2017.

[69] H. Kim, E. Ahn, M. Shin, S.-H. Sim, "Crack and noncrack classification from concrete surface images using machine learning," *Structural Health Monitoring*, vol. 18, no. 3, pp. 725–738, 2019.

[70] S. Dorafshan, R. J. Thomas, M. Maguire, "Comparison of deep convolutional neural networks and edge detectors for image-based crack detection in concrete," *Construction and Building Materials*, vol. 186, pp. 1031–1045, 2018.

[71] C. Feng, M.-Y. Liu, C.-C. Kao, T.-Y. Lee, "Deep active learning for civil infrastructure defect detection and classification," in *Computing in civil engineering 2017*, 2017, pp. 298–306.

[72] K. Lee, S. Lee, H. Y. Kim, "Bounding-box object augmentation with random transformations for automated defect detection in residential building façades," *Automation in Construction*, vol. 135, p. 104 138, 2022.

[73] B. Kim, S. Cho, "Automated vision-based detection of cracks on concrete surfaces using a deep learning technique," *Sensors*, vol. 18, no. 10, p. 3452, 2018.

[74] G. Ma, M. Wu, Z. Wu, W. Yang, "Single-shot multibox detector-and building information modeling-based quality inspection model for construction projects," *Journal of Building Engineering*, vol. 38, p. 102 216, 2021.

[75] T. Ghosh Mondal, M. R. Jahanshahi, R.-T. Wu, Z. Y. Wu, "Deep learning-based multi-class damage detection for autonomous post-disaster reconnaissance," *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 27, no. 4, e2507, 2020.

[76] S. Bhatta, J. Dang, "Multiclass seismic damage detection of buildings using quantum convolutional neural network," *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 39, no. 3, pp. 406–423, 2024.

[77] B. B. EKİCİ, S. T. USTAOĞLU, "Deep learning for physical damage detection in buildings: A comparison of transfer learning methods," *Turkish Journal of Science and Technology*, vol. 18, no. 2, pp. 291–299, 2023.

[78] M. Yilmaz, G. Dogan, M. H. Arslan, A. Ilki, "Categorization of post-earthquake damages in rc structural elements with deep learning approach," *Journal of Earthquake Engineering*, pp. 1–32, 2024.

[79] F.-C. Chen, M. R. Jahanshahi, "Nb-cnn: Deep learning-based crack detection using convolutional neural network and naıve bayes data fusion," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 65, no. 5, pp. 4392–4400, 2017.

[80] F. Fang, L. Li, Y. Gu, H. Zhu, J.-H. Lim, "A novel hybrid approach for crack detection," *Pattern Recognition*, vol. 107, p. 107 474, 2020.

[81] S. Naito *et al.*, "Building-damage detection method based on machine learning utilizing aerial photographs of the kumamoto earthquake," *Earthquake Spectra*, vol. 36, no. 3, pp. 1166–1187, 2020.

[82] Y. Li, W. Hu, H. Dong, X. Zhang, "Building damage detection from post-event aerial imagery using single shot multibox detector," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 6, p. 1128, 2019.

[83] E. E. Maraş, H. İ. SARIYILDIZ, "İha ile derin öğrenme algoritmaları kullanılarak hasarlı yapıların tespit edilmesi," *Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, vol. 23, no. 2, pp. 427–437, 2023.

[84] X. Pan, T. Yang, "Postdisaster image-based damage detection and repair cost estimation of reinforced concrete buildings using dual convolutional neural networks," *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 35, no. 5, pp. 495–510, 2020.

[85] S. Li, X. Zhao, "Convolutional neural networks-based crack detection for real concrete surface," in *Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems 2018*, SPIE, vol. 10598, 2018, pp. 955–961.

[86] C. Zhang, C.-C. Chang, "Surface damage detection for concrete bridges using single-stage convolutional neural networks," in *Health Monitoring of Structural and Biological Systems XIII*, SPIE, vol. 10972, 2019, pp. 527–534.

[87] AFAD, *Afet İstatistikleri*, https://www.afad.gov.tr/afet-istatistikleri, [Online; accessed 18-Oct-2023], 2020.

[88] T. C. C. T. S. ve Bütçe Başkanlığı, *2023 Kahramanmaraş ve Hatay Depremleri Raporu*, https://www.sbb.gov.tr/2023-kahramanmaras-ve-hatay-depremleri-raporu/, [Online; accessed 25-Oct-2023], 2023.

[89] K. Gökkaya, "Geographic analysis of earthquake damage in turkey between 1900 and 2012," *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, vol. 7, no. 6, pp. 1948–1961, 2016.

[90] T. C. C. T. S. ve Bütçe Başkanlığı, *Alper Cumhur*, https://web.hitit.edu.tr/dosyalar/duyurular/alpercumhur@hititedutr201020173I0T2D3F.pdf, [Online; accessed 29-Oct-2023], 2017.

[91] U. Şahbaz, "Planda çıkıntı düzensizliğine sahip betonarme yapıların deprem yükü etkisi altında karşılaştırmalı analizi," Ph.D. dissertation, İstanbul Teknik Üniversitesi, 2005.

[92] İ. YÜKSEL, "Betonarme binalarin deprem sonrasi acil hasar değerlendirmeleri," *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Fen Bilimleri Dergisi*, vol. 24, no. 1, pp. 260–276, 2008.

[93] G. Yılmaz, S. Umu, *Yapılarda hasar*, Ekim 2017.

[94] A. Mertol, H. C. Mertol, *Deprem mühendisliği: depreme dayanıklı yapı tasarımı*. yy, 2002.

[95] İ. F. Çirak, "Betonarme binalarda gözlenen hasarlar, nedenleri ve öneriler," *Uluslararası Teknolojik Bilimler Dergisi*, vol. 3, no. 3, pp. 62–71, 2011.

[96] C. Şirin, "Yapılarda oluşan hasar biçimleri ve nedenleri ve yapıların onarım ve güçlendirilmesi teknikleri ile bir yapının güçlendirilmesi," Ph.D. dissertation, Fen Bilimleri Enstitüsü, 2006.

[97] G. Dogan, M. H. Arslan, A. Ilki, "Detection of damages caused by earthquake and reinforcement corrosion in rc buildings with deep transfer learning," *Engineering Structures*, vol. 279, p. 115 629, 2023.

[98] A. İlki, C. Demır, M. Cömert, Ö. F. Halıcı, *Betonarme ve yığma binalarda deprem kaynaklı hasarlar ve hasar tespiti*, Son erişim 2 Kasım 2023, 2019. [Online]. Available: https://istanbul.csb.gov.tr/hasar-tespit-egitim-dokumanlari-i-95359.

A
HASAR SINIFLANDIRMASI KOD BETİĞİ

```
#kütüphane yükleme
import torch, torchvision
from torchvision import datasets, models, transforms
import matplotlib.pyplot as plt
import torch
import torch.nn.functional as F
from torch.autograd import Variable
import torch.optim as optim
from torch.utils.data import DataLoader
import time
from torchsummary import summary
from PIL import Image
import PIL.Image
import numpy as np
from sklearn.metrics import
↪  confusion_matrix,classification_report,accuracy_score,precision_score,recall_score,f1_score
from sklearn.metrics import
↪  average_precision_score,roc_curve,precision_recall_curve, log_loss
from sklearn.metrics import confusion_matrix
import seaborn as sns
import os

#Drive ortamını colab ortamına tanıtma
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

#GPU mevcutsa ona, yoksa CPU ya kurulum hücresi
device = torch.device("cuda")
print('Using device:', device)
print()

#Cuda' da çalışırken ek bilgi
if device.type == 'cuda':
    print(torch.cuda.get_device_name(0))
    print('Memory Usage:')
    print('Allocated:', round(torch.cuda.memory_allocated(0)/1024**3,1), 'GB')
    print('Cached:   ', round(torch.cuda.memory_reserved(0)/1024**3,1), 'GB')

#Veri dönüştürme
image_transforms = {
    'train': transforms.Compose([
        transforms.RandomResizedCrop(size=256, scale=(0.8, 1.0)),
        transforms.RandomRotation(degrees=15),
        transforms.RandomHorizontalFlip(),
        transforms.CenterCrop(size=224),
        transforms.ToTensor(),
        transforms.Normalize([0.485, 0.456, 0.406],
                             [0.229, 0.224, 0.225])
    ]),
    'valid': transforms.Compose([
        transforms.Resize(size=256),
        transforms.CenterCrop(size=224),
        transforms.ToTensor(),
        transforms.Normalize([0.485, 0.456, 0.406],
```

```
                                [0.229, 0.224, 0.225])
    ]),
    'test': transforms.Compose([
        transforms.Resize(size=256),
        transforms.CenterCrop(size=224),
        transforms.ToTensor(),
        transforms.Normalize([0.485, 0.456, 0.406],
                                [0.229, 0.224, 0.225])
    ])
}


# Eğitim ve doğrulama dizin yollarını ayarlama

dataset = '/content/drive/MyDrive/damage_classification/alexnet_dataset_04/fold_05'

train_directory = os.path.join(dataset, 'train')
valid_directory = os.path.join(dataset, 'valid')

#Yığın boyutu
bs = 32

#Sınıf sayısı
num_classes = len(os.listdir(valid_directory))
print(num_classes)

#Dosyalardan veri yükleme
data = {
    'train': datasets.ImageFolder(root=train_directory, transform=image_transforms['train']),
    'valid': datasets.ImageFolder(root=valid_directory, transform=image_transforms['valid'])
}

#Test görüntülerinin çıktı sınıflarını görmek için indekslerin sınıf adlarıyla eşlemesini alma
idx_to_class = {v: k for k, v in data['train'].class_to_idx.items()}
print(idx_to_class)

#Ortalama kayıp ve doğruluğu hesaplamak için kullanılacak veri boyutu
train_data_size = len(data['train'])
valid_data_size = len(data['valid'])

#DataLoader modülü kullanılarak yüklenen veriler için yineleyiciler oluşturma
train_data_loader = DataLoader(data['train'], batch_size=bs, shuffle=True)
valid_data_loader = DataLoader(data['valid'], batch_size=bs, shuffle=True)

#Veri durumu kontrolü
train_data_size, valid_data_size
print(data['train'])

#Modelin yüklenmesi
alexnet = models.alexnet(pretrained=True)
alexnet

#Model parametrelerin dondurulması
for param in alexnet.parameters():
    param.requires_grad = False

#Transfer Öğrenimi için AlexNet Modelinin son katmanını değiştirme
alexnet.classifier[6] = nn.Linear(4096, num_classes)
alexnet.classifier.add_module("7", nn.LogSoftmax(dim = 1))
alexnet

#Model kontrolü
device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
alexnet.to(device)
input_data = torch.randn(1, 3, 224, 224).to(device)
summary(alexnet, (3, 224, 224))

# Optimizasyon ve kayıp fonksiyonunun tanımlanması
loss_func = nn.NLLLoss()
```

```
lr = 0.001
optimizer = optim.Adam(alexnet.parameters(), lr=lr)
optimizer

# Eğitim sonucunda görünecek metrikleri tanımlama
def print_metrics(pred,true):
  print(classification_report(true,pred))
  print(confusion_matrix(true,pred))
  acc=accuracy_score(pred,true)
  f1 = f1_score(pred,true,average="weighted")
  print("Accuracy : ",acc)
  print("Precision : ",precision_score(pred,true, average='weighted'))
  print("Recall : ",recall_score(pred,true,average ='weighted'))
  print("F1 : ",f1)

def train_and_validate(model, loss_criterion, optimizer, epochs=25):
    start = time.time()
    history = []
    best_acc = 0.0

    for epoch in range(epochs):
        epoch_start = time.time()
        print("Epoch: {}/{}".format(epoch+1, epochs))

        # Eğitim modu
        model.train()

        # Döngüdeki kayıp ve doğruluk
        train_loss = 0.0
        train_acc = 0.0

        valid_loss = 0.0
        valid_acc = 0.0

        for i, (inputs, labels) in enumerate(train_data_loader):

            inputs = inputs.to(device)
            labels = labels.to(device)

            # Varolan gradientleri temizleme
            optimizer.zero_grad()

            # İleri yönlü yayılım ile veri hesaplama
            using the model
            outputs = model(inputs)

            # Kaybı hesaplama
            loss = loss_criterion(outputs, labels)

            # Geriyayılım hesaplama
            loss.backward()

            # Parametreleri güncelleme
            optimizer.step()

            # Yığın için toplam kaybı hesaplama ve train_loss' a ekleme
            train_loss += loss.item() * inputs.size(0)

            # Doğruluğu hesaplama
            ret, predictions = torch.max(outputs.data, 1)
            correct_counts = predictions.eq(labels.data.view_as(predictions))

            #correct_counts değerini float değerine dönüştürme ve ortalamayı
            ↪  hesaplama
            acc = torch.mean(correct_counts.type(torch.FloatTensor))

            # Tüm gruptaki toplam doğruluğu hesaplayın ve train_acc'ye ekleyin
            train_acc += acc.item() * inputs.size(0)

        #Doğrulama - Gradyan takibi gerekmiyor
        with torch.no_grad():

            # Değerlendirme modu ayarlama
```

```
            model.eval()
            confusion_matrix_labels = []
            confusion_matrix_predictions = []

            # Doğrulama döngüsü
            for j, (inputs, labels) in enumerate(valid_data_loader):
                inputs = inputs.to(device)
                labels = labels.to(device)

                outputs = model(inputs)
                loss = loss_criterion(outputs, labels)
                valid_loss += loss.item() * inputs.size(0)
                ret, predictions = torch.max(outputs.data, 1)

                correct_counts = predictions.eq(labels.data.view_as(predictions))
                confusion_matrix_labels.extend(labels.cpu().numpy())
                confusion_matrix_predictions.extend(predictions.cpu().numpy())
                conf_matrix = confusion_matrix(confusion_matrix_labels,
                ↪  confusion_matrix_predictions)

    #Seaborn kullanarak karmaşıklık matrisini çizme
                plt.figure(figsize=(8, 6))
                sns.heatmap(conf_matrix, annot=True, fmt='d', cmap='Blues',
                ↪  xticklabels="X", yticklabels="Y")
                plt.xlabel('Predicted')
                plt.ylabel('True')
                plt.title('Confusion Matrix')
                plt.show()

                #correct_counts değerini float değerine dönüştürme ve ortalamayı
                ↪  hesaplama
                acc = torch.mean(correct_counts.type(torch.FloatTensor))

                # Tüm partideki toplam doğruluğu hesaplama ve valid_acc'ye ekleme
                valid_acc += acc.item() * inputs.size(0)

        # Ortalama eğitim kaybını ve eğitim doğruluğunu bulma
        avg_train_loss = train_loss/train_data_size
        avg_train_acc = train_acc/train_data_size

        # Ortalama doğrulama kaybını ve doğrulama doğruluğunu bulma
        avg_valid_loss = valid_loss/valid_data_size
        avg_valid_acc = valid_acc/valid_data_size

        history.append([avg_train_loss, avg_valid_loss, avg_train_acc,
        ↪  avg_valid_acc])

        writer.add_scalar("Kayıp/eğitim", loss, epoch)


        epoch_end = time.time()

        print("Epoch : {:03d}, Training: Loss: {:.4f}, Accuracy: {:.4f}%,
        ↪  \n\t\tValidation : Loss : {:.4f}, Accuracy: {:.4f}%, Time:
        ↪  {:.4f}s".format(epoch+1, avg_train_loss, avg_train_acc*100,
        ↪  avg_valid_loss, avg_valid_acc*100, epoch_end-epoch_start))

        # Model şimdiye kadarki en iyi doğruluğa sahipse kaydet
        #torch.save(model, dataset+'_model_'+str(epoch)+'.pt')

    return model, history

# Model eğitimi
trained_model,history = train_and_validate(alexnet,loss_func,optimizer,10)

# Eğitim ve doğrulama kayıp grafiği oluşturma
history = np.array(history)
plt.plot(history[:, 0], label='Training Loss')
plt.plot(history[:, 1], label='Validation Loss')
min_val_loss_index = np.argmin(history[:, 1])
min_train_loss_index = np.argmin(history[:, 0])
min_val_loss = history[min_val_loss_index, 1]
min_train_loss = history[min_train_loss_index, 0]
```

```
plt.legend()
plt.xlabel('Epoch Number')
plt.ylabel('Loss')
plt.ylim(0, 1)
plt.savefig(dataset + '_loss_curve.png')
plt.show()
print(f"Minimum Validation Loss: {min_val_loss} at epoch {min_val_loss_index + 1}")
print(f"Minimum Training Loss: {min_train_loss} at epoch {min_train_loss_index + 1}")

# Eğitim ve doğrulama doğruluk grafiği oluşturma
history = np.array(history)
plt.plot(history[:, 2], label='Training Accuracy')
plt.plot(history[:, 3], label='Validation Accuracy')
max_train_accuracy_index = np.argmax(history[:, 2])
max_val_accuracy_index = np.argmax(history[:, 3])
max_train_accuracy = history[max_train_accuracy_index, 2]
max_val_accuracy = history[max_val_accuracy_index, 3]
plt.legend()
plt.xlabel('Epoch Number')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.ylim(0, 1)
plt.savefig(dataset + '_accuracy_curve.png')
plt.show()
print(f"Maximum Training Accuracy: {max_train_accuracy} at epoch {max_train_accuracy_index + 1}")
print(f"Maximum Validation Accuracy: {max_val_accuracy} at epoch {max_val_accuracy_index + 1}")

# Sınıf aktivasyon haritaları(SAH) oluşturma
idx_to_class = {0: 'structural', 1: 'structural'}
class SaveFeatures:
    def __init__(self, module):
        self.hook = module.register_forward_hook(self.hook_fn)
        self.features = None
    def hook_fn(self, module, input, output):
        self.features = output
    def close(self):
        self.hook.remove()

def generate_heatmap(model, test_image_name):
    transform = image_transforms['test']

    test_image = Image.open(test_image_name)
    plt.imshow(test_image)
    plt.title("Original Image")
    plt.xticks([])
    plt.yticks([])
    plt.show()

    test_image_tensor = transform(test_image)

    if torch.cuda.is_available():
        test_image_tensor = test_image_tensor.view(1, 3, 224, 224).cuda()
    else:
        test_image_tensor = test_image_tensor.view(1, 3, 224, 224)

    test_image_tensor = Variable(test_image_tensor, requires_grad=True)

    # Register hook to get features from the final convolutional layer
    final_conv_layer = model.features[10]  # En son yapilan conv task 10. layerda
    activated_features = SaveFeatures(final_conv_layer)

    model.eval()
    out = model(test_image_tensor)
    ps = torch.exp(out)
    topk, topclass = ps.topk(1, dim=1)
    predicted_class = topclass.cpu().numpy()[0][0]

    out[:, predicted_class].backward(retain_graph=True)
    feature_map = activated_features.features
    weights = torch.mean(feature_map, dim=(2, 3), keepdim=True)
```

```
329         heatmap = torch.sum(weights * feature_map, dim=1, keepdim=True)
330         heatmap = F.relu(heatmap)
331         heatmap /= torch.max(heatmap)
332         heatmap = heatmap.squeeze().cpu().detach().numpy()
333         plt.imshow(heatmap, cmap="inferno", extent=None) ## Cmap,  olarak viridis,
            ↪  magma, plasma, ve informo ornegin : imshow(heatmap,cmap='inferno')
334         plt.title("")
335         plt.xticks([])
336         plt.yticks([])
337         plt.show()
338         print("Prediction:", idx_to_class[predicted_class], ", Score:",
            ↪  topk.cpu().detach().numpy()[0][0])
339         activated_features.close() ## hook'u kaldirmamiz gerek
340
341     generate_heatmap(trained_model,
        ↪  '/content/drive/MyDrive/damage_classification/alexnet_dataset_04/fold_01/test/non_str_test
        ↪  (6).jpg')
```

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR

Konferans Bildirisi

1. R. E. Cangür, T. Tong, "Farklı Evrişimli Sinir Ağı Modellerinin Deprem Sonrası Hasar Tespiti Sürecinde Kullanımlarının Karşılaştırılması", *4. Ulusal Yapı Fiziği ve Çevre Kontrolü Kongresi*, Türkiye, 2024, pp67.

2. R. E. Cangür, T. Tong, "Betonarme Yapılarda Deprem Hasarlarının Evrişimli Sinir Ağları Yöntemiyle Tespit Edilmesi", *Uluslararası Katılımlı 76. Türkiye Jeoloji Kurultayı*, Türkiye, 2024, pp54.