T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİ İLE EKTOPİK ERÜPSİYON BÖLGELERİNİN OTOMATİK TESPİTİ VE ŞİDDET DERECELENDİRMESİ

Esen TURUNÇ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Programı

Danışman
Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN

Ağustos, 2024

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİ İLE EKTOPİK ERÜPSİYON BÖLGELERİNİN OTOMATİK TESPİTİ VE ŞİDDET DERECELENDİRMESİ

Esen TURUNÇ tarafından hazırlanan tez çalışması 07.08.2024 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Bilgisayar Mühendisliği Programı **YÜKSEK LİSANAS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN
Yıldız Teknik Üniversitesi
Danışman

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN, Danışman
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Doç. Dr. Ali Can KARACA, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Prof. Dr. Nizamettin AYDIN, Üye
İstanbul Teknik Üniversitesi _____

Danışmanım Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN sorumluluğunda tarafımca hazırlanan DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİ İLE EKTOPİK ERÜPSİYON BÖLGELERİNİN OTOMATİK TESPİTİ VE ŞİDDET DERECELENDİRMESİ 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.

Esen TURUNÇ

İmza

Aileme ve en iyi arkadaşıma adanmıştır.

TEŞEKKÜR

Derin öğrenme yöntemleriyle ektopik erüpsiyon bölgelerinin otomatik tespiti ve şiddet derecelendirmesi konulu tez çalışmamda, tezimin hazırlanmasında ve çalışmalarım sırasında tüm yoğunluğuna rağmen çalışmamda nasıl ilerlemem gerektiği konusunda değerli fikirlerini, tecrüblerini benimle paylaşan, bu süreçte desteğini esirgemeyen tez danışmanım Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN'a, veri toplama ve veri etiketlemede göstermiş oldukları destek için sayın Doç. Dr. Yasin YAŞA ve Arş. Gör. Dr. Sibel ARSLAN'a sonsuz minnet ve teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca, başta babam olmak üzere tüm aileme maddi ve manevi destekleri için minnettarım. Onların sabır, anlayış ve teşvikleri olmadan bu tez çalışmasını başarıyla bitiremezdim. Ailemin sağladığı destek benim için en büyük motivasyon kaynağı oldu. Hepinize içten teşekkürlerimi sunar, desteğiniz için minnettarlığımı belirtmek isterim.

Esen TURUNÇ

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR iv

KISALTMA LİSTESİ vii

ŞEKİL LİSTESİ ix

TABLO LİSTESİ x

ÖZET xi

ABSTRACT xiii

1 GİRİŞ 1

1.1 Motivasyon . . . 1
1.2 Ektopik Erüpsiyon . . . 2
1.3 Literatür Özeti . . . 3
1.4 Tezin Amacı . . . 7
1.5 Tezin Hipotezi . . . 7
1.6 Tezin Özeti . . . 7

2 TIBBİ VERİLERİN İŞLENMESİNDE YAPAY ZEKA 9

2.1 Tıbbi Görüntüleme Teknikleri . . . 9
2.2 Yapay Zeka ve Makine Öğrenmesinin Temelleri . . . 12
2.3 Derin Öğrenme . . . 12
2.4 Tıbbi Verilerin İşlenmesinde Derin Öğrenme . . . 18

3 MATERYAL VE YÖNTEMLER 26

3.1 Veri Seti . . . 26
3.2 Veri Ön İşleme . . . 27
3.3 Veri Arttırma . . . 28
3.4 YOLO (You Only Look Once) Model Mimarisi . . . 29
3.5 Çapraz Doğrulama Yöntemleri . . . 34
3.6 Eğitim . . . 34
3.7 Model Performansı Değerlendirme Metrikleri . . . 35

3.7.1 Performans Metrikleri 37

4 DENEYSEL SONUÇLAR VE TARTIŞMA 40

5 SONUÇ 45

5.1 Bulguların Yorumu 46

5.2 Modelin Güçlü ve Zayıf Yönleri 46

5.3 Çalışmanın Kısıtlamaları ve Gelecek Araştırmalar İçin Öneriler . . . 47

KAYNAKÇA 49

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR 56

KISALTMA LİSTESİ

AE	Otomatik Kodlayıcı
ANN	Yapay Sinir Ağı
AP	Ortalama Hassasiyet
AUC	Eğrinin Altındaki Alan
BT	Bilgisayarlı Tomografi
CNN	Evrişimsel Sinir Ağı
COCO	Bağlamdaki Ortak Nesneler
DBN	Derin İnanç Ağı
DL	Derin Öğrenme
EE	Ektopik Erüpsiyon
FN	Yanlış Negatif
FP	Yanlış Pozitif
GAN	Üretken Rekabet Ağları
GLCM	Gri Seviye Birlikte Oluşum Matrisi
HI	Hepateronal İndeks
LOOCV	Bir Çıkışta Çapraz Doğrulama
LSTM	Uzun Kısa Süreli Bellek
MAP	Genel Ortalama Hassasiyet
MLP	Çok Katmanlı Perceptron
MRI	Manyetik Rezonans Görüntüleme
NLP	Doğal Dil İşleme
PET	Pozitron Emisyon Tomografisi
RBM	Kısıtlı Boltzmann Makinesi

RMSE	Kök Ortalama Kare Hatası
RNN	Tekrarlayan Sinir Ağı
ROC	Alıcı Çalışma Özelliği
SCC	Spearman Korelasyon Katsayıları
SSD	Tek Çekim Çoklu Kutu Dedektörü
SVM	Destek Vektör Makinesi
TN	Doğru Negatif
TP	Doğru Pozitif
YOLO	Yalnız Bir Kez Bak
YZ	Yapay Zeka

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1 Üst sağ birinci molar dişin ektopik erüpsiyonu radyografik görünümü [21]. 2
Şekil 2.1 Tıbbi Görüntüleme Teknikleri Örnekleri [69] 10
Şekil 2.2 Derin Öğrenme Çalışma Basamakları[22]. 13
Şekil 2.3 Eğitilen ve bilinen ilk derin ağ mimarisi [22]. 14
Şekil 2.4 Derin Öğrenme Yöntemleri. 15
Şekil 2.5 Denetimli Öğrenme Şeması [77]. 16
Şekil 2.6 Denetimsiz Öğrenme Şeması [77]. 17
Şekil 2.7 Pekiştirmeli Öğrenme Şeması [77]. 17
Şekil 2.8 Bazı Alanlarda YZ Uygulamalarının Genel Görünümü [53]. . . . 20
Şekil 2.9 Sağlıkta YZ Temelli Teknolojilerin Potansiyel Rolleri [53]. 21
Şekil 2.10 Nesne Tespit ve Tanımlama Aşamaları [76]. 21
Şekil 3.1 Etiketli ve Etiketsiz Veri Örneği. 27
Şekil 3.2 Etiket Sayı Dağılımları. 28
Şekil 3.3 YOLOv8 Mimarisi [74]. 31
Şekil 3.4 YOLOv8 modelinin diğer YOLO modelleri ile karşılaştırılması [75]. 32
Şekil 3.5 Akış Şeması. 35
Şekil 4.1 Senaryo 1'e ait Karmaşıklık Matrisi. 42
Şekil 4.2 Senaryo 2'e ait Karmaşıklık Matrisi. 43
Şekil 4.3 Senaryo 3'e ait Karmaşıklık Matrisi. 44
Şekil 4.4 Senaryo 4'e ait Karmaşıklık Matrisi. 44

TABLO LİSTESİ

Tablo 1.1 Farklı yıllarda yapılan çalışmalarda maksiller daimi birinci molar dişin ektopik erüpsiyonunun prevelansı [21] 3
Tablo 3.1 Senaryoların Özet Tablosu 27
Tablo 4.1 Senaryolar Üzerinden Ektopik Erüpsiyon Tespitinde YOLOV8 Performansları 41

ÖZET

DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİ İLE EKTOPİK ERÜPSİYON BÖLGELERİNİN OTOMATİK TESPİTİ VE ŞİDDET DERECELENDİRMESİ

Esen TURUNÇ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN

Hastalıkların erken teşhisi ve doğru sınıflandırılması tedavi süreçlerini önemli ölçüde etkiler. Önerilen çalışma, derin öğrenme yöntemlerinin kullanımını ektopik erüpsiyon bölgelerinin tespiti ve şiddet sınıflandırması üzerine odaklanarak ele almaktadır. Çalışma kapsamında 5-9 yaş aralığındaki 168 çocuğun panoramik röntgen görüntülerini içermektedir. Bu görüntüler, uzman diş hekimleri tarafından ektopik erüpsiyon durumlarına göre (hafif, normal, orta, şiddetli) etiketlenmiştir. YOLOv8 derin öğrenme modeli kullanılarak yapılan analizlerde, dört farklı senaryo oluşturulmuş ve veri artırma teknikleri kullanılmıştır. Ektopik Erüpsiyon şiddet sınıflandırmasının da dahil edildiği ve veri arttırma yöntemleri kullanarak eğitilen model, %55,76 doğruluk oranı ile en düşük performansı göstermiştir. Yine şiddet sınıflandırması içeren ancak sadece orjinal veri seti üzerinden eğitilen modelin doğruluk oranı ise %62,54 olarak gözlemlenmiştir. Şiddet sınıflandırmasının önemsenmediği, verisetinin Ektopoik Erüpsiyon var/yok şeklinde düzenlenmiş versiyonunda ise hafif sınıfının dahil edildiği ve hafif, orta ile şiddetli sınıflarının birleştirildiği yaklaşımda %72,75, hafif sınıfının çıkarılıp orta ile şiddetli sınıfların birleştirildiği yaklaşımda ise %71,76 doğruluk oranları elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, YOLOv8 modelinin, ektopik erüpsiyon bölgelerini tespit etme ve şiddetlerini sınıflandırmada etkili bir araç olduğunu göstermektedir. Bu çalışma, derin öğrenme yöntemlerinin diş hekimliği alanında teşhis ve sınıflandırma süreçlerine katkı sağlayabileceğini vurgulamaktadır. Sonuç olarak, derin öğrenme modellerinin kullanımıyla ektopik erüpsiyonların erken teşhisinde ve doğru

sınıflandırılmasında önemli bir ilerleme sağlanabileceği öne sürülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Ektopik erüpsiyon, derin öğrenme, YOLOv8 algoritma, sınıflandırma, yapay zeka, makine öğrenmesi.

ABSTRACT

Automatic Detection and Severity Grading of Ectopic Eruption Regions Using Deep Learning Methods

Esen TURUNÇ

Department of Computer Engineering
Master of Science Thesis

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Hamza Osman İLHAN

The early diagnosis and accurate classification of diseases significantly impact treatment processes. The proposed study focuses on the use of deep learning methods for the detection and severity classification of ectopic eruption areas. The study includes panoramic X-ray images of 168 children aged 5-9 years. These images were labeled by expert dentists according to ectopic eruption conditions (mild, normal, moderate, severe). In the analysis using the YOLOv8 deep learning model, four different scenarios were created, and data augmentation techniques were employed. The model trained with data augmentation techniques, including ectopic eruption severity classification, exhibited the lowest performance with an accuracy rate of 55.76%. Conversely, the accuracy rate of the model trained only on the original dataset with severity classification was observed to be 62.54%. In the version of the dataset where ectopic eruption presence/absence was considered without emphasizing severity, including the mild class, the approach achieved an accuracy rate of 72.75%, while excluding the mild class and combining the moderate and severe classes resulted in an accuracy rate of 71.76%. The results indicate that the YOLOv8 model is an effective tool for detecting ectopic eruption areas and classifying their severity. This study highlights the contribution of deep learning methods to the diagnosis and classification processes in dentistry. In conclusion, it is suggested that significant progress can be made in the early diagnosis and accurate classification of ectopic eruptions through the use of deep learning models.

Keywords: Ectopic eruption, deep learning, YOLOv8 algorithm, classification,

artificial intelligent, machine learning.

1
GİRİŞ

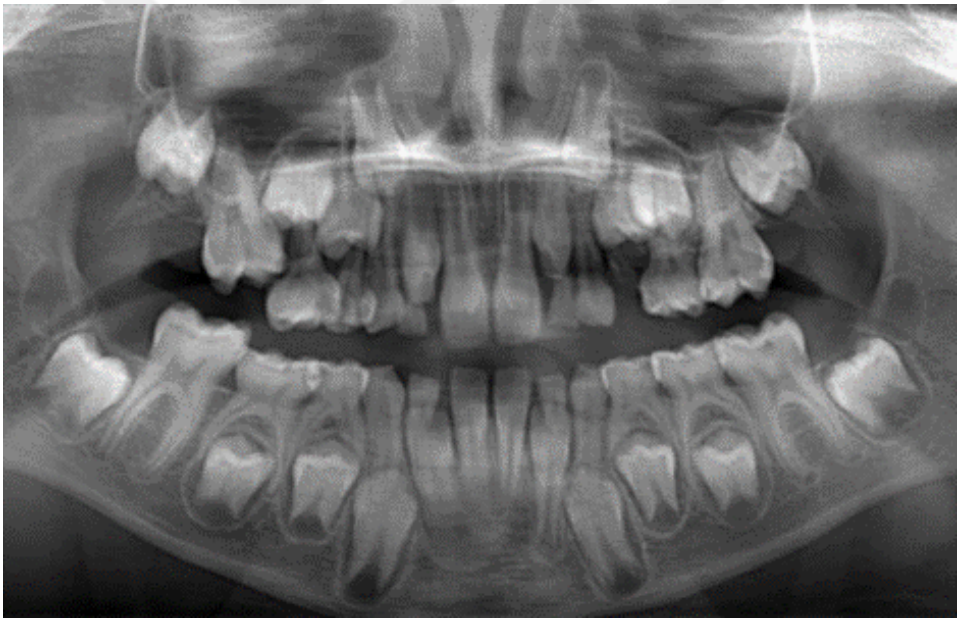
1.1 Motivasyon

Derin öğrenme yöntemlerinin, tıp alanında hastalıkların tanısında ve sınıflandırılmasında önemli bir rol oynadığı günümüzde, bu tekniklerin diş hekimliği alanında da kullanılması büyük bir potansiyele sahiptir. Özellikle ektopik erüpsiyon gibi önemli bir diş sağlığı sorununun erken teşhis edilmesi ve doğru bir şekilde sınıflandırılması, tedavi sürecinin etkinliğini büyük ölçüde artırabilir. Bu bağlamda, derin öğrenme yöntemlerinin ektopik erüpsiyon bölgelerinin tespiti ve şiddet sınıflandırmasında kullanılması, hem klinik uygulamalarda daha hızlı ve doğru teşhislerin yapılmasına olanak sağlayabilir hem de hasta bakımında kalitenin artırılmasına katkıda bulunabilir. Ektopik erüpsiyon, dişin normal olmayan bir şekilde diş eti dışında veya normal pozisyonunun dışında çıkması durumudur. Bu durum, çocuklarda ve gençlerde sıkça görülen bir problemdir ve genellikle ciddi diş yapısı bozukluklarına neden olabilir. Dolayısıyla, ektopik erüpsiyonun erken tespiti ve doğru bir şekilde sınıflandırılması, uygun tedavi planlarının oluşturulmasında kritik bir rol oynar.

Derin öğrenme yöntemleri, büyük miktarda veriyi analiz ederek desenleri tanıyabilen ve karmaşık ilişkileri çıkarabilen yapay zeka teknikleridir. Bu teknikler, diş röntgen görüntülerinden ektopik erüpsiyon bölgelerini tespit etmek ve şiddetlerini sınıflandırmak için oldukça etkili bir araç olabilir. YOLOv8 gibi derin öğrenme modelleri, çoklu sınıflandırma ve nesne tespiti görevlerinde başarılı sonuçlar vermiş ve pek çok farklı uygulamalarda performansı kanıtlanmış yöntemlerdir. Bu motivasyon yazısı, derin öğrenme yöntemlerinin diş hekimliği alanında sağladığı faydaları vurgulayarak, ektopik erüpsiyonların tespiti ve şiddet sınıflandırması gibi önemli ve karmaşık bir konunun çözümünde nasıl kullanılabileceğini detaylandırmaktadır. Derin öğrenme yöntemlerinin bu alandaki potansiyeli, diş hekimliği pratiğinde yeni ve etkili teşhis ve tedavi stratejilerinin geliştirilmesine olanak tanıyabilir. Bu nedenle, derin öğrenme yöntemlerinin diş hekimliği uygulamalarında daha fazla araştırılması ve benimsenmesi önemlidir.

1.2 Ektopik Erüpsiyon

Birinci kalıcı molar dişin ektopik erüpsiyonu, karışık dişlenme döneminde görülen bir anomali olarak kabul edilmektedir. Ektopik erüpsiyon prevalansı, farklı toplumlarda yapılan çeşitli araştırmalarla %0,75 ile %6 arasında değişen oranlarla rapor edilmiştir. Birinci kalıcı moların ektopik erüpsiyonunun nedeni tam olarak bilinmemekle birlikte, birçok faktörün etyolojide rol oynadığı düşünülmektedir. Bu anomali genellikle 5 ile 7 yaş arasında çekilen radyografilerle teşhis edilebilir. Ektopik erüpsiyon gösteren dişin lokalizasyonunu belirlemek için başta iki boyutlu teknikler olmak üzere çeşitli radyografi teknikleri kullanılmaktadır. Ortopantomografi ve bite-wing radyografisi bu teknikler arasında öne çıkmaktadır. Konik ışınlı bilgisayarlı tomografi de günümüzde teşhis amacıyla kullanılmaktadır. Daimi birinci molar dişin ektopik çıkışı, süt ikinci moların erken kaybına ve premolar diş için alan kaybına neden olabilir; bu durum da premolar dişin aşınmasına sebep olabilir [21]. Şekil 1.1'de birinci molar dişin ektopik çıkışının radyografik görüntüsü yer almaktadır.



Şekil 1.1 Üst sağ birinci molar dişin ektopik erüpsiyonu radyografik görünümü [21].

Ektopik erüpsiyonun erken tespit edilmesi ve doğru şekilde sınıflandırılması, uygun tedavi planlaması için kritik öneme sahiptir. Erken teşhis, uygun tedavinin başlatılmasını sağlayarak ilerlemeyi durdurabilir veya en aza indirebilir. Ayrıca, ektopik erüpsiyonun şiddeti, tedavi seçeneklerini belirlemede de önemli bir rol oynar. Örneğin, hafif vakalarda gözlem önerilebilirken, şiddetli vakalarda cerrahi müdahale gerekebilir. Bu nedenle, ektopik erüpsiyonun tespiti ve şiddetinin doğru bir şekilde sınıflandırılması, çocukların diş sağlığı ve tedavi planlaması açısından

hayati öneme sahiptir. Bu amaçla, derin öğrenme gibi gelişmiş teknolojilerin kullanılması, ektopik erüpsiyonun daha hassas bir şekilde tespit edilmesine ve şiddetinin daha doğru bir şekilde belirlenmesine yardımcı olabilir. Bu, çocukların diş sağlığını korumak ve uygun tedavi yöntemlerini belirlemek için önemli bir adımdır. Tablo 1.1'de farklı yıllarda yapılan çalışmalarda ektopik erüpsiyonunun prevalansları yer almaktadır [21]. Tabloda görüldüğü üzere maksiller birinci daimi moların ektopik erüpsiyonu, %0,75 ile %4,3 arasında bir prevalansa sahiptir. Dudak damak yarıklı kişilerde bu oran dört kat artmaktadır. Kardeşlerde ise %19,8 gibi daha yüksek bir yaygınlık rapor edilmiştir. Bazı yazarlar erkeklerde görülme sıklığının daha yüksek olduğunu bildirirken, bazıları ise cinsiyetler arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunmadığından bahsetmiştir [25].

Tablo 1.1 Farklı yıllarda yapılan çalışmalarda maksiller daimi birinci molar dişin ektopik erüpsiyonunun prevelansı [21]

Yazar, Yıl	**Örneklem Sayısı**	**Ektopik Erüpsiyon Görülen Çocuk Sayısı n(%)**
Cheyne, 1947	500	9 (1,8)
Young, 1957	1619	52 (3,2)
O'Meara, 1961	315	6 (2,0)
Pulver, 1981	831	26 (3,1)
Bjerklin, 1981	2903	126 (4,3)
Kimmel, 1982	5277	202 (3,8)
Canut, 1983	800	26 (3,3)
Chintakanon, 1998	3612	27 (0,75)
Barberia-Leache,2005	509	22 (4,3)

1.3 Literatür Özeti

Bu literatür çalışmasında, ilk olarak mevcut klinik çalışmalar incelenecek, ardından derin öğrenme uygulamalarıyla ilgili yapılan çalışmalar ele alınacaktır.

Hafız, çalışmasında ektopik dökümünün prevalansı, etiyolojik faktörleri ve yönetimini kısaca gözden geçirmiştir. Ayrıca vaka raporu, distal kök rezorpsiyonunu ve süt ikinci molar dişin pulpa tutulumunu içeren orta şiddetteki ektopik erüpsiyon vakalarında bile erken tanının aktif önleyici tedavi ihtiyacını en aza indirebileceğini göstermiştir [1].

Barberia-Leache vd. karışık dişlenmenin ilk evresinde olan ardışık 509 hastanın radyografilerini kullanarak tanımlayıcı, gözlemsel ve retrospektif bir çalışma gerçekleştirdiler. Maksiller ikinci süt azı dişinin patolojik rezorpsiyon miktarını ve birinci kalıcı azı dişinin gömülü kalmasını milimetre cinsinden değerlendirmek için bir yöntem geliştirdiler. Her iki cinsiyette de farklılık görülmemekle birlikte

görülme sıklığı %4,3 idi. Bunların %36,4'ü tek taraflı ve %63,6'sı iki taraflıydı ve sağ:sol ilişkisi 3:1 idi. 36 ektopik azı dişinin %69,4'ünün kendiliğinden düzeldiği gözlemlendi. Araştırmalar, üst birinci süt azı dişinin erken teşhis ve tedavisinin, üst ikinci süt azı dişinin erken kaybını ve bunun sonucunda ortaya çıkan maloklüzyonu önlemede önemli olduğunu göstermiştir [2].

Güven, bu çalışmada Türk popülasyonunda birinci kalıcı azı dişlerinin ektopik erüpsiyon yaygınlığını incelemiştir. Çalışma, yaşları 5 ile 11 arasında değişen 7.649 hastanın (3.506 kadın ve 4.143 erkek) panoramik radyografileri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. İncelenen 7.649 kişiden 203'üne (118 erkek ve 85 kadın) ilk kalıcı azı dişlerinde (FPM) ektopik erüpsiyon tanısı kondu ve bu oran %2,65 olarak belirlendi. Ektopik FPM'li olguların ortalama yaşı 6,82±1,25 (aralık: 5-11) yıl olarak bulunmuştur. 273 ektopik FPM'nin 157'si (%57,5) maksillada, 116'sı (%42,5) ise mandibulada tespit edilmiştir. Şiddetli ve çok şiddetli ektopik dökümtülerin maksillada mandibulaya göre daha sık görüldüğü, orta dereceli ektopik dökümtülerin ise mandibulada daha sık olduğu görüldü (p=0,251) [3].

Öz vd. çalışmalarında, konik ışınlı bilgisayarlı tomografi (KIBT) görüntülerini kullanarak gömülü maksiller kaninlerin lokalizasyonunu, komşu dişlerle ve dokularla ilişkisini, keserlerdeki kök rezorpsiyonunu, bukkal kemik miktarını, tedavi süreleri ve periodontal dokuların ortodontik tedavi öncesini ve sonrasını detaylı bir şekilde değerlendirmişlerdir. Bu amaçla, tek taraflı palatinalde gömülü maksiller kanine sahip 13-18 yaş arası 17 hasta incelemişlerdir. Tedavi başında ve sonunda alınan KIBT görüntülerini ve periodontal kayıtları incelediklerinde, santral ve lateral kesicilerdeki rezorpsiyon oranlarının tedavi sürecinde azaldığını gözlemlemişlerdir. Gömülü kaninlerin başlangıçtaki yatay pozisyondan dikey pozisyona geçişinin, ortodontik tedavi süresini kısalttığını ve ağız içerisindeki yerleşimini kolaylaştırdığını bulmuşlardır. Ayrıca, tedavi sonrası bukkal bölgedeki kemik kalınlıkları ve periodontal ölçümlerde farklılıklar olduğunu tespit etmişlerdir [4].

Zhu vd. çalışmalarında nnU-Net'i temel alan bir yapay zeka modelini, erken karışık dişlenme dönemindeki ektopik erüpsiyon görüntülerini segmentlere ayırmak ve tespit etmek için eğittiler [1]. nnU-Net, 0,834 IoU, 0,845 hassasiyet, 0,902 F1 puanı ve 0,990 doğruluk skorları sağlarken, aynı veriler üzerinde diş hekimlerinin manuel işlemleri 0,530 IoU, 0,539 hassasiyet, 0,699 F1 puanı ve 0,811 doğruluk skorlarını gösterdi. McNemar ki-kare testinin istatistiksel analizi, nnU-Net sonuçlarının istatistiksel olarak anlamlı ve diş hekimlerininkinden üstün olduğunu gösterdi. ($p < .05$) [6].

Lee vd. çalışmalarında sistematik inceleme ve meta-analiz, derin öğrenme (DL) algoritmalarının diş çürüğünü tespit etme konusundaki tanısal doğruluğunu değerlendirmeyi amaçladılar [7]. Sonuçlar, DL algoritmalarının duyarlılık değerinin 0,87 ve özgüllük değerinin 0,90 olduğunu gösterdi. Çalışmada, DL algoritmalarının diş çürüğünü tespit etme konusunda iyi bir tanısal doğruluğa sahip olduğu sonucuna varıldı [7].

Lian vd. çalışmalarında derin öğrenme yöntemlerini kullanarak çürük lezyonlarını tespit etmeyi, panoramik filmlerdeki farklı radyografik uzantıları sınıflandırmayı ve bu sınıflandırma sonuçlarını uzman diş hekimlerinin sonuçlarıyla karşılaştırmayı amaçladılar[8]. Çürük lezyonlarını tespit etmek için [6] nolu çalışmaya benzer şekilde nnU-Net uygulandı ve lezyonların derinliklerine göre sınıflandırmak için DenseNet121 kullandılar. Sonuç olarak, nnU-Net, çürük lezyonun segmentasyonu için IoU ve Dice katsayısı değerlerini sırasıyla 0,785 ve 0,663 performans değeleri ile segmente edebildi. Uzman diş hekimleri, sinir ağının sonuçlarının doğruluk, kesinlik, hassasiyet ve F1 puanı açısından kendi sonuçlarıyla farklılık göstermediğini ortaya koymuşlardır. Çürük derinliği sınıflandırmasında DenseNet121 modeli, D1 lezyonları için %95,7, D2 lezyonları için %83,2 ve D3 lezyonları için %86,3 genel doğruluk sağladı. D1, D2 ve D3 lezyonlarının hassasiyet sonuçları ise sırasıyla %76,5, %65,2 ve %91,8 olarak bulundu. Sonuç olarak dental panoramik radyografilerde çürük lezyonlarının tespit edilmesinde ve sınıflandırılmasında derin öğrenme yöntemlerinin performansını uzman diş hekimlerininkine benzer buldular [8].

Reyes vd. diş çürüğünün teşhisinde ve prognostik tahmininde makine öğrenimi algoritmalarının başarısını değerlendirmek amacıyla bir çalışma gerçekleştirdiler [10]. Bu alt gruplar arasında özgüllük açısından önemli bir fark olmasa da, diş çürüklerinin teşhisi ve prognostik tahmini için bu teknolojilerin kullanımının umut verici olduğunu, ancak henüz erken bir aşamada olduklarını sonucuna vardılar. Çoğu modelin belirsiz/yüksek önyargı riskiyle gerçek klinik ortamın dışında geliştirildiği göz önüne alındığında, kanıtların genel uygulanabilirliği sınırlı olduğu vurgulandı [9].

Shi vd. çalışmalarında 3-15 yaş arası çocuklar için diş yaşını otomatik olarak tahmin etmeye yönelik üç adımlı bir akış önerdiler. Performans testleri, tek aşamalı YOLOv3 tespit ağının diş tespiti için 97,50 genel ortalama hassasiyete ulaştığını gösterdi. Önerilen SOS-Net yöntemi, tam dişlenme için %82,97'lik ortalama diş gelişimi evreleme doğruluğuna ulaştı [10].

Redmon vd. çalışmalarında, nesne tespiti için YOLO (You Only Look Once)

adlı bir yaklaşımı tanıttılar. Bu yöntem, nesne tespitini bir regresyon problemi olarak çerçeveleyerek, sınırlayıcı kutuları ve ilişkili sınıf olasılıklarını doğrudan tam görüntülerden tahmin etmektedir. Ayrıca, YOLO'nun diğer tespit sistemlerine kıyasla daha hızlı çalıştığını ve daha genel özellikleri öğrenme yeteneğine sahip olduğunu vurguladılar [11].

Sarshar vd. çalışmalarında yüz görüntülerindeki kusurların ve cilt lezyonlarının evrişimsel sinir ağı ve makine öğrenimi yaklaşımıyla tespitini kolaylaştıran YOLO [11] tabanlı bir Evrişimli Sinir Ağı (Convolutional Neural Network - CNN) geliştirdiler. Sınıflandırma modeli, sağlıklı cilt için %0,98 ve lezyonlu cilt için %0,97 doğruluk gösterdi [12].

Terven vd. çalışmalarında YOLO'nun evrimini ayrıntılı bir şekilde inceleyen kapsamlı bir derleme sundular. Bu çalışma, YOLOv1'den YOLOv8 ve ötesine kadar olan gelişmeleri ele almaktadır. Yazarlar, standart metrikleri ve son işleme adımlarını tanımlamanın yanı sıra, her model için ağ mimarisindeki ve eğitim tekniklerindeki önemli değişiklikleri tartıştılar. Son olarak, YOLO'nun gelişiminden elde edilen temel dersleri özetlemekte ve gerçek zamanlı nesne tespit sistemlerini iyileştirmek için potansiyel araştırma yönlerine dair bir bakış açısı sundular [13].

Sivari vd. çalışmalarında dental görüntü materyalindeki anormallikleri ve hastalıkları teşhis etmek için derin öğrenmeyi uygulayan çalışmaları sistematik olarak derlemiş ve bunların veri setleri, metodolojileri, test süreçleri, açıklanabilir yapay zeka yöntemleri ve bulgularını analiz etmişlerdir. Bu sistematik derlemede, diş anomalileri ve hastalıklarının derin öğrenme tanısını tartışmış ve kısa listeye dahil edilen 101 çalışmayı, tartışılan sınırlamalarla birlikte analiz edip değerlendirmişlerdir. Çalışma kapsamında derin öğrenme algoritmalarının, diş anomalilerinin ve hastalıklarının teşhisi için görsel verilerin değerlendirilmesinde olumlu bir performans gösterdiği söylenmektedir [14].

Ünsal vd. çalışmalarında, röntgen görüntüleri üzerinde diş çürüklerini hızlı bir şekilde tespit ederek hastaların diş kayıplarının en aza indirilmesini hedeflemişlerdir. Çalışmada, diş görüntülerine luv-v kanalı ve adaptif histogram eşitleme işlemi gibi ön işlemler uygulayarak derin öğrenme modellerinin performansının artırılmasını amaçlamışlardır. 553 diş röntgeninden oluşan veri seti üzerinde segmentasyon işlemlerinin ardından Faster R-CNN ve YOLOv5 modelleri ile yapılan deneysel çalışmalar sonucunda, Faster R-CNN %86,7 doğruluk oranına, YOLOv5 ise %92,7 doğruluk oranına ulaşmıştır. Bu sonuçlar, derin öğrenme modellerinin diş çürüklerinin tespitinde etkin bir şekilde kullanılabileceğini

göstermektedir [15]. Aslan çalışmasında, tarım ürünlerinde hastalık tespiti için derin öğrenme algoritmaları kullanmıştır. Şeftali ağaçlarındaki monilya ve koşnili hastalıklarının tespiti amacıyla eğitilmiş AlexNet modelini uygulamış ve deneysel çalışmaları TRB1 bölgesinden alınan gerçek hastalık görüntüleriyle gerçekleştirmiştir. Sonuç olarak, %99,30 doğruluk oranı elde etmiştir. Bu doğruluk oranı, mevcut çalışmalardan %1,44 daha yüksektir, bu da derin öğrenme yöntemlerinin tarımda hastalık tespiti için etkili olduğunu göstermektedir [18].

1.4 Tezin Amacı

Bu tezin amacı, derin öğrenme yöntemlerini kullanarak maksiller birinci büyük azı dişinin ektopik erüpsiyonunu (EE) otomatik tespit etmek ve şiddetini derecelendirmektir. Özellikle YOLOv8 gibi ileri seviye nesne tespit modellerini kullanarak panoramik radyograflarda otomatik ve yüksek doğruluklu tespit gerçekleştirmeyi hedeflemektedir. Bu sayede, klinik uygulamalarda ektopik erüpsiyonların erken tanısının sağlanması ve doğru sınıflandırma ile etkin tedavi planlamasının yapılması amaçlanmaktadır.

1.5 Tezin Hipotezi

Bu tez, maksiller birinci büyük azı dişinin ektopik erüpsiyonunun (EE) otomatik tespitinde ve şiddet derecelendirmesinde YOLOv8 derin öğrenme modelinin yüksek doğruluk ve etkinlik sağlayarak klinik karar verme süreçlerini iyileştireceği hipotezini öne sürmektedir. YOLOv8 modelinin, panoramik radyografilerde ektopik erüpsiyonları manuel yöntemlere kıyasla daha güvenilir ve hızlı tespit edeceği, bu tespitlerin klinik tedavi planlamasında anlamlı ve kullanışlı veriler sağlayacağı, erken tanı ve müdahale süreçlerini destekleyerek hasta memnuniyetini ve tedavi etkinliğini artıracağı, ayrıca mevcut geleneksel yöntemlere kıyasla üstün performans göstereceği öngörülmektedir.

1.6 Tezin Özeti

Tez beş ana bölümden oluşmaktadır:

Bölüm 1 Giriş: Bu bölümde, araştırmanın arka planı, amacı detaylandırılmış, ektopik erüpsiyon ve diş hekimliğinde kullanılan mevcut teşhis yöntemleri ile ilgili literatür özetlenmiştir. Ayrıca, çalışmanın kapsamı ve organizasyonu hakkında genel bir bilgi verilmiştir.

Bölüm 2 Tıbbi Verilerin İşlenmesinde Yapay Zeka: Bu bölümde, tıbbi görüntüleme teknikleri, tıbbi verilerin işlenmesinde yapay zeka ve makine öğrenmesi temelleri, derin öğrenme yöntemlerinin tarihçesi, temel kavramları ve çeşitli uygulama alanları hakkında bilgi verilmiştir.

Bölüm 3 Materyal ve Yöntemler: Bu bölümde, kullanılan veri seti, veri artırma teknikleri, modelin mimarisi ve eğitim süreci detaylı bir şekilde açıklanmıştır. YOLOv8 modelinin özellikleri, eğitim parametreleri ve performans metrikleri bu bölümde ele alınmıştır. Ayrıca, çapraz doğrulama yöntemleri ve modelin değerlendirilmesinde kullanılan metrikler açıklanmıştır.

Bölüm 4 Deneysel Sonuçlar ve Tartışma: Bu bölümde, gerçekleştirilen deneylerin sonuçları sunulmuştur. YOLOv8 modelinin farklı senaryolar altında performansı değerlendirilmiş ve sonuçlar tartışılmıştır. Elde edilen mAP@50, mAP@50-95 ve doğruluk oranları gibi performans metrikleri analiz edilmiştir. Ayrıca, karmaşıklık matrisleri kullanılarak modelin sınıflandırma performansı detaylandırılmıştır.

Bölüm 5 Sonuç: Bu bölümde, çalışmanın sonuçları özetlenmiş ve elde edilen bulguların diş hekimliği pratiğine katkıları tartışılmıştır. Ayrıca, derin öğrenme yöntemlerinin diş hekimliği alanında daha geniş uygulama alanları ve gelecekte yapılabilecek çalışmalar hakkında önerilerde bulunulmuştur. Bu bölüm, çalışmanın sınırlılıklarını ve potansiyel geliştirme alanlarını da içermektedir.

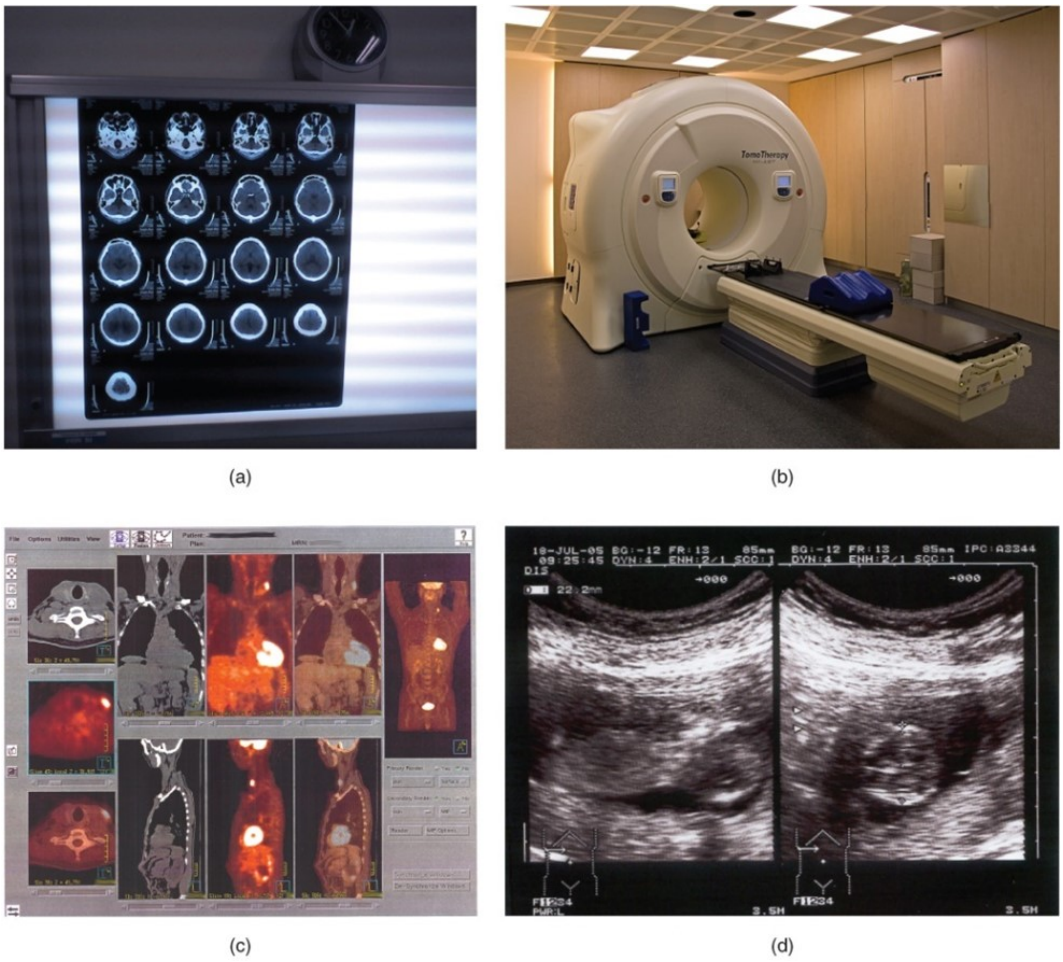
2
TIBBİ VERİLERİN İŞLENMESİNDE YAPAY ZEKA

Bu bölümde, tıbbi verilerin işlenmesinde yapay zeka ve derin öğrenme yöntemlerine genel bir giriş sunulacaktır. İlk olarak, tıbbi verilerin işlenmesinde kullanılan yapay zeka ve makine öğrenmesinin temel prensipleri açıklanacak, bu tekniklerin tıbbi veri analizinde nasıl uygulandığına dair genel bir bakış sunulacaktır. Derin öğrenmenin, özellikle nesne tespiti ve sınıflandırma yöntemlerinin tıbbi görüntüleme tekniklerinde nasıl kullanıldığı incelenecektir. Derin öğrenme algoritmalarının, tıbbi görüntülerdeki yapıları tespit etme ve sınıflandırma yetenekleri ele alınacak; bu algoritmaların temel yapıları ve çalışma prensipleri açıklanacaktır. Daha sonra, farklı sınıflandırma teknikleri ve bu tekniklerin tıbbi veri setleri üzerindeki uygulamaları üzerinde durulacaktır. Bu bölümde, tıbbi görüntüleme tekniklerinde yapay zeka destekli modellerin kullanımı, tıbbi verilerin işlenmesi ve sınıflandırılması süreçleri hakkında genel bir bakış sağlanacaktır. Bu genel bakış, tezin ilerleyen bölümlerinde ele alınacak olan yapay zeka ve derin öğrenme uygulamalarına temel bir anlayış kazandıracaktır.

2.1 Tıbbi Görüntüleme Teknikleri

Manyetik rezonans görüntüleme (MRI), bilgisayarlı tomografi (BT), pozitron emisyon tomografisi (PET), mamografi, ultrason ve röntgen gibi tıbbi görüntüleme teknikleri, uzun süredir hastalıkların teşhis, tanı ve tedavisinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Ancak, hastalıkların daha erken teşhisi, uzmanların iş yükünün azaltılması ve çakışan uzman görüşlerinin karara bağlanması gibi gereksinimler doğrultusunda makine öğrenmesi yöntemlerinden yararlanılmaya başlanmıştır. Artan veri miktarı ile birlikte, makine öğrenmesi yöntemleri görüntü işleme alanında yetersiz kalmış ve bu boşluğu doldurmak için gelişen matematiksel modeller ve donanımsal cihazlar sayesinde derin öğrenme bu alanda geniş bir yer edinmiştir [42]. Şekil 2.1'de tıbbi görüntüleme tekniklerine ait bir görsele yer

verilmiştir ((a) BT sonuçları, (b) MRI makinesi, (c) PET taramaları, (d) Ultrason ve Fetus).



Şekil 2.1 Tıbbi Görüntüleme Teknikleri Örnekleri [69]

Röntgen (X-Ray) görüntüleme, X-ray ışınları kullanarak vücudun iç yapılarının görüntülerini oluşturur. X-ray ışınları, vücut dokularından geçerken farklı seviyelerde emilir ve bu farklı emilim oranları, görüntülerin oluşmasına neden olur. Röntgen görüntüleri, genellikle kemik kırıkları, diş problemleri ve bazı akciğer hastalıklarını teşhis etmek için kullanılır. Hızlı, düşük maliyetli ve genellikle ilk değerlendirme aracı olarak tercih edilse de, yumuşak dokuların ayrıntılı görüntülenmesinde sınırlamalar olabilir ve radyasyon dozu içerir [69].

Bilgisayarlı Tomografi (CT) ise X-ray tabanlı bir tekniktir ve vücudun kesitsel görüntülerini oluşturur. Bu yöntem, birden fazla X-ray görüntüsü alarak bilgisayar yardımıyla bu görüntüleri birleştirir. CT taramaları, iç organlar, tümörler ve kemik yapılarının detaylı incelenmesinde kullanılır. Yüksek çözünürlükte görüntüler sağlar ve hızlı sonuçlar verir, ancak daha yüksek radyasyon dozu içerir ve kontrast maddesi kullanımı gerekebilir [69].

Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI), güçlü manyetik alanlar ve radyo dalgaları kullanarak vücudun detaylı görüntülerini oluşturur. MRI, özellikle yumuşak dokuların yüksek çözünürlükte görüntülenmesinde etkilidir. Beyin, omurilik ve iç organların değerlendirilmesinde sıklıkla kullanılır. Radyasyon içermez, ancak tarama süreci daha uzun olabilir ve bazı hastalar için kapalı alan korkusu (klostrofobi) oluşturabilir [69].

Ultrason, ses dalgalarını kullanarak canlı dokuların görüntülerini oluşturur. Ses dalgalarının dokulardan geri yansımasıyla elde edilen bu görüntüler, gerçek zamanlı inceleme sağlar ve genellikle gebelik takibi, karın içi organlar ve kalp damarlarının değerlendirilmesinde kullanılır. Radyasyon içermez ve genellikle ağrısızdır, ancak bazı derin yapıların görüntülenmesi sınırlı olabilir [69].

Mammografi, memenin X-ray ile özel olarak görüntülenmesidir. Meme dokusundaki anormalliklerin taranması için kullanılır ve özellikle meme kanserinin erken teşhisinde etkili bir yöntemdir. Mammografi, düzenli taramalarla erken müdahale imkanı sağlar ancak bazı durumlarda ağrılı olabilir ve düşük dozda radyasyon içerir [69].

Pozitron Emisyon Tomografisi (PET), radyoaktif izotoplarla işaretlenmiş bileşenlerin vücutta dağılımını ölçer ve metabolik ve fonksiyonel bilgileri sağlar. Kanser, beyin hastalıkları ve kardiyovasküler hastalıkların teşhisinde kullanılır. PET taramaları, metabolik süreçlerin değerlendirilmesine olanak tanır ve tümörlerin aktivitesini gösterebilir, ancak yüksek maliyetli ve radyasyon içerir [69].

Bu tıbbi görüntüleme teknikleri, hastalıkların teşhisinde ve tedavi süreçlerinin yönetiminde önemli bilgi sağlar ve her bir yöntem, klinik ihtiyaçlara ve hastalık türlerine göre avantajlar sunar.

Tıbbi görüntüleme alanında yapay zeka ve derin öğrenme, özellikle bilgisayar destekli tanı sistemlerinde devrim niteliğinde yenilikler sunmaktadır. Bilgisayarlı tomografi (CT), manyetik rezonans görüntüleme (MRI) ve ultrason gibi görüntüleme teknikleri ile elde edilen verilerin, yapay zeka algoritmaları ile işlenmesi, hem tanısal doğruluğu artırmış hem de klinik süreçleri hızlandırmıştır [72][73]. Derin öğrenme tabanlı sistemler, bu görüntülerdeki patolojik yapıları başarılı bir şekilde tespit edebilmekte ve uzmanların karar verme süreçlerine önemli katkılar sunmaktadır. Bu bağlamda, bir sonraki bölümde yapay zeka ve makine öğrenmesinin temelleri ele alınacak ve bu teknolojilerin tıbbi veriler üzerindeki uygulamaları detaylandırılacaktır.

2.2 Yapay Zeka ve Makine Öğrenmesinin Temelleri

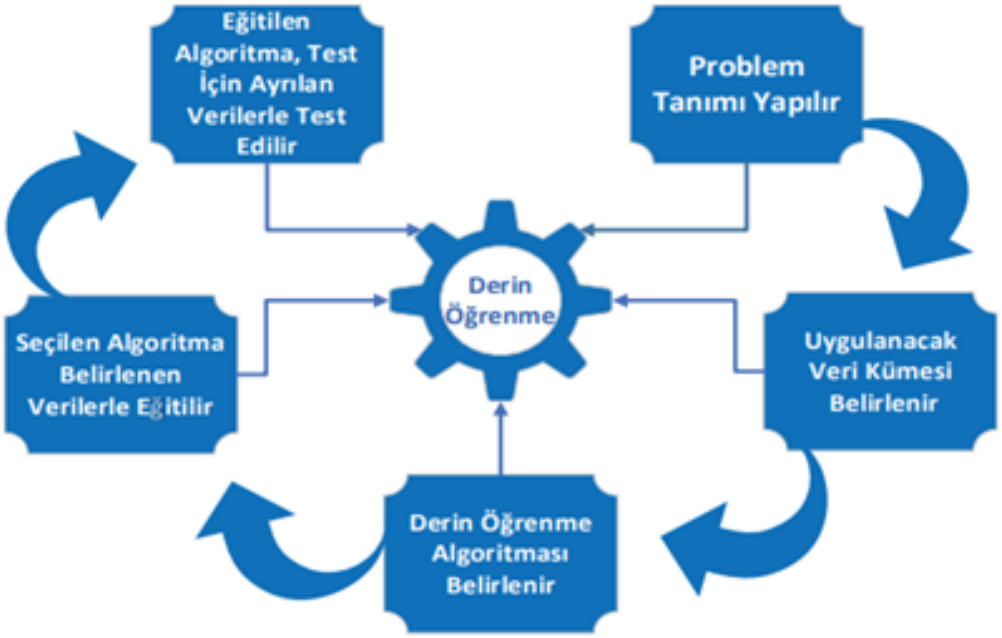
Yapay zeka (YZ), insan zekasını taklit eden bilgisayar sistemleri ve yazılımların geliştirilmesiyle ilgilenen bir bilim dalıdır. YZ, öğrenme, problem çözme, mantık yürütme ve dil işleme gibi karmaşık insan görevlerini yerine getirebilir. Yapay zekanın alt dalları arasında makine öğrenimi (ML) ve derin öğrenme (DL) yer alır; ML, sistemlerin verilerden öğrenmesini sağlarken, DL çok katmanlı sinir ağları kullanarak daha karmaşık görevleri başarabilir. YZ, tıptan sanata, otonom sistemlerden dil işleme sistemlerine kadar birçok alanda devrim yaratmaktadır.

Yapay zekanın bir alt dalı olan makine öğrenmesi, öğrenme yöntemleri ve bu yöntemlerin performansı ile ilgilenir. Bilgisayarların insanlar gibi öğrenebilmesi için çeşitli algoritma ve tekniklerin geliştirilmesine odaklanır [25]. Makine öğrenmesi, büyük veri kümeleri içinde fark edilmesi zor olan desenleri ve yapıları bulup ortaya çıkarmayı amaçlar [25]. Makine öğrenmesi algoritmaları, kendilerine verilen örnek olayları inceleyerek bu olayların nasıl meydana geldiğini öğrenir ve bu bilgiler üzerinden genelleme yapma yeteneği kazanır [26]. Olayların meydana gelmesini sağlayan etkenleri ve bu etkenlerin etkilerini öğrenen algoritmalar, herhangi bir yeni olay meydana gelmeden önce bu olayı tahmin edebilirler. Örneğin, bir uçağın ne kadar gecikeceği, gün içinde yağmur yağıp yağmayacağı, şirketin ay sonu gelirlerinin ne kadar olacağı, bir müşterinin markayı terk edip etmeyeceği, veya bir insansız hava aracının tespit ettiği nesnenin ne olduğu gibi durumlar bu olaylara örnek olarak verilebilir.

2.3 Derin Öğrenme

Makine öğrenmesinin bir alt dalı olan derin öğrenme, son yıllarda hızla gelişen teknolojilere ayak uydurmak için geliştirilen yapay zekâ uygulamalarının temel taşlarından birini oluşturmaktadır [22]. Derin öğrenme, makine öğrenmesi yöntemlerinin bir kategorisi olup, özellik çıkarımı ve dönüştürme işlemleri için çok sayıda doğrusal olmayan işlem birimi katmanını kullanır. Her ardışık katman, bir önceki katmanın çıktısını giriş olarak alır ve böylece bilgi akışını derinleştirir. Bu yapı, özellikle karmaşık veri analizlerinde ve büyük veri setlerinin işlenmesinde derin öğrenmeyi etkili bir yöntem haline getirmektedir. Ayrıca, derin öğrenme modelleri, katmanlar arasındaki bu çok katmanlı yapı sayesinde daha karmaşık veri yapılarını öğrenme ve bu yapılar üzerinden daha doğru tahminler yapma yeteneğine sahiptir. Bu nedenle, günümüzde derin öğrenme, görüntü işleme, konuşma tanıma ve doğal dil işleme gibi birçok alanda geniş uygulama bulmaktadır [23].

Şekil 2.1'de derin öğrenmenin çalışma aşamaları gösterilmiştir. İlk aşamada,



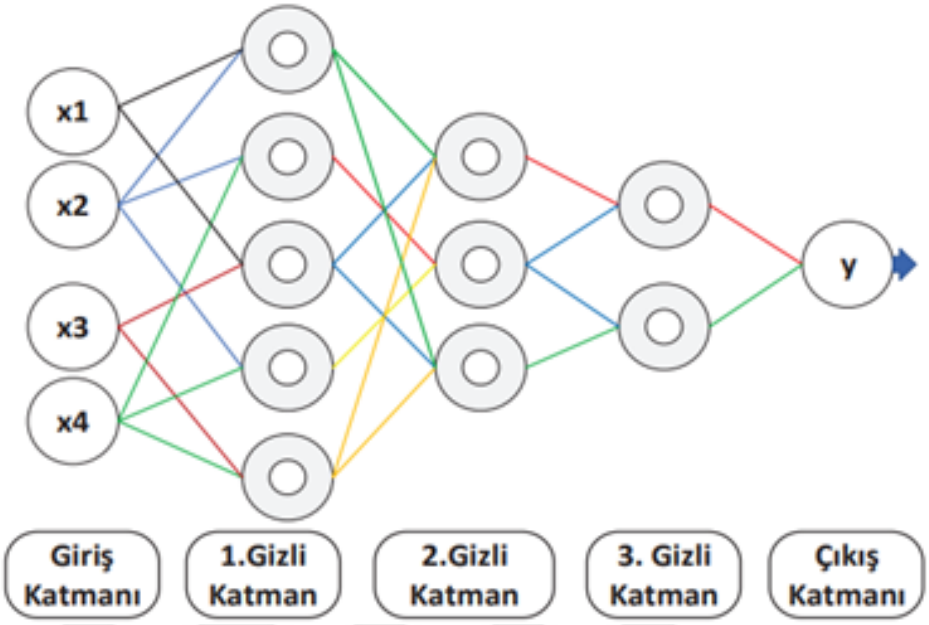
Şekil 2.2 Derin Öğrenme Çalışma Basamakları[22].

problemin tanımı yapılır ve derin öğrenme için uygun olup olmadığı değerlendirilir. Bu değerlendirmeyi takiben, analiz için gerekli veri kümeleri seçilir ve hazırlanır. Sonrasında, kullanılacak algoritma modeli belirlenir. Tanımlanan veriler, seçilen algoritmaya göre analitik bir model oluşturularak eğitilir ve gerektiğinde düzenlemeler yapılır. Son aşamada, model test edilerek performans skorları elde edilir ve bu skorlar doğrultusunda geleceğe yönelik tahminler yapılır [22].

Derin öğrenmenin temelleri, 1943 yılında Walter Pitts ve Warren McCulloch tarafından geliştirilen matematiksel bir sinir ağı modeli olan McCulloch-Pitts nöronları ile atıldı. Alan Turing 1950'de ve Arthur Samuel 1952'de makine öğreniminin temellerini attılar. 1959'da David Hubel ve Torsten Wiesel, basit ve karmaşık hücre yapılarının keşfi ile yapay sinir ağlarının gelişimine önemli katkılarda bulundular, bu çalışma derin öğrenmeye özgü bir dönüm noktası olarak görülmese de önemlidir. 1960 yılında Heury J. Kelley, uçak rotalarıyla ilgili bir kontrol teorisi geliştirdi; bu teori, geri beslemeli öğrenme algoritmalarının temel taşı olarak kabul edildi [22]. 1965 yılında, Ivakhnenko ve Lapa, denetimli derin beslemeli çok katmanlı perceptronlar için ilk genel öğrenme algoritmasını yayınladılar. Bu çalışmada, her katmanda en iyi özellikler istatistiksel yöntemlerle seçilip bir sonraki katmana iletilmiştir.

Ağlarını uçtan uca eğitmek için geri yayılım (backpropagation) kullanılmamış, bunun yerine önceki katmanlardan sonraki katmanlara en küçük kareler yöntemi

kullanılmıştır [24]. Alexey Ivakhnenko, V.G. Lapa ve diğer araştırmacılar tarafından geliştirilen ilk bilinen derin ağ mimarisi Şekil 2.6'da gösterilmiştir.

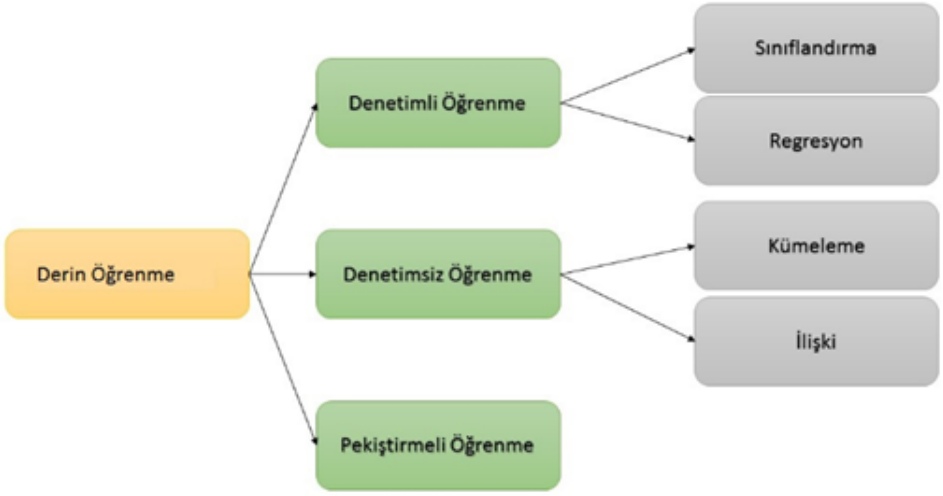


Şekil 2.3 Eğitilen ve bilinen ilk derin ağ mimarisi [22].

1989'da Yann LeCun, makinelerin elle yazılmış rakamları tanıyabilmesini sağlayan bir sistem geliştirdi; bu sistem özellikle çeklerin ve posta kodlarının okunmasında kullanıldı [22]. 1993 yılında Jürgen Schmidhuber, yaklaşık 1000 katmandan oluşan devirli sinir ağı modeli ile derin öğrenme alanında önemli bir adım atmıştır [22]. Schmidhuber, ayrıca 1997'de uzun-kısa süreli bellek (LSTM) modelini ortaya koymuştur [22]. 1998 yılında Yann LeCun, gradyan tabanlı öğrenme algoritmasını geri yayılım algoritmasıyla birleştirerek geliştirmiştir [22]. 2009 yılında Fei-Fei Li, araştırmacılar, eğitmenler ve öğrenciler için yaklaşık 15 milyon veri içeren ImageNet veri tabanını oluşturmuştur; bu sistem, kullanıcıların öğrenme modellerini geliştirmelerine olanak tanımaktadır. 2014 yılında yüz algılama sistemi (DeepFace) geliştirildi [22]. Bugün, derin öğrenme ve yapay sinir ağı modelleri, tıp, robotik, nesne tespiti, görüntü işleme, ses tanıma ve işleme, veri analizi, endüstri ve finans gibi çeşitli alanlarda geniş bir şekilde uygulanmaktadır.

Derin öğrenme de kendi içinde üç kategoriye ayrılır, bunlar denetimli öğrenme (supervised learning), denetimsiz öğrenme (unsupervised learning) ve pekiştirmeli öğrenmedir (reinforcement learning). Sekil 2.4'te derin öğrenme kategorileri gösterilmiştir.

Denetimli öğrenme, verilerin önceden bilinen şekilde etiketlendiği bir tür derin öğrenme yöntemidir. Genellikle, denetimli öğrenme, sisteme giriş ve çıkış



Şekil 2.4 Derin Öğrenme Yöntemleri.

değişkenleri verildiğinde bu değişkenlerin nasıl eşleştirildiğini öğrenme süreci olarak gerçekleşir. Amaç, yeni girişler verildiğinde algoritmanın doğru bir şekilde çıktıyı tahmin edebilmesi için bir haritalama işlevi üretmektir. Bu, yinelemeli bir süreç olup, algoritma her tahmin yaptığında kabul edilebilir bir performans seviyesine ulaşana kadar düzeltilir veya geri bildirim sağlanır.

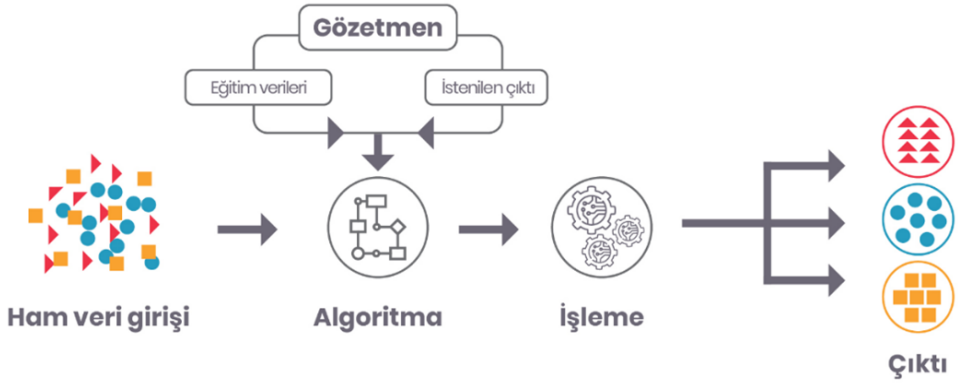
Denetimli öğrenmeye yönelik eğitim verileri, eşleştirilmiş giriş verileri ve istenen çıktılara sahip bir dizi örnek içerir. Örneğin, görüntü işleme alanında denetimli öğrenmenin uygulanmasında, araçların araba veya kamyon gibi kategorilere ait etiketli resimlerini içeren bir sistem sağlanabilir. Yeterli miktarda gözlem yapıldıktan sonra, sistemin etiketlenmemiş görüntüleri tanıyabilmesi ve kategorilere ayırabilmesi beklenir.

Denetimli öğrenmenin uygulamaları genellikle iki ana kategoriye ayrılır: sınıflandırma ve regresyon. Sınıflandırma, verilerin belirli kategorilere ayrılmasını içerirken, bir regresyon problemi, çıktının fiyat veya ağırlık gibi gerçek ve hesaplanmış bir değer olduğu durumu ifade eder. Şekil 2.5'te denetimli öğrenmenin şemasına yer verilmiştir.

- **Sınıflandırma (Classification):** Sınıflandırma, çıktı değerinin belirli bir kategori olması durumudur. Örneğin, otomobil ve kamyon veya kırmızı ve mavi gibi. Buradaki amaç, belirli bir sınıfa ait ayrık değerleri doğru bir şekilde tahmin etmektir. Bu süreç, ikili veya çoklu sınıflandırma olarak gerçekleşebilir. İkili sınıflandırmada model, 0 veya 1'i tahmin eder; ancak

çoklu sınıflandırmada model, birden fazla sınıfı öngörür.

- **Regresyon (Regression):** Çıktının sürekli bir değer aldığı bir denetimli öğrenme türüdür. Büyüklük, fiyat gibi özellikler göz önüne alındığında, örneğin bir evin fiyatının tahmin edilmesi regresyona örnek olarak verilebilir. Buradaki amaç, modelin gerçek çıktı değerine mümkün olduğunca yakın bir tahmin yapmasıdır ve daha sonra değerlendirme hata değerini hesaplayarak yapılır. Hata ne kadar küçükse, regresyon modelinin doğruluğu o kadar yüksek olur.

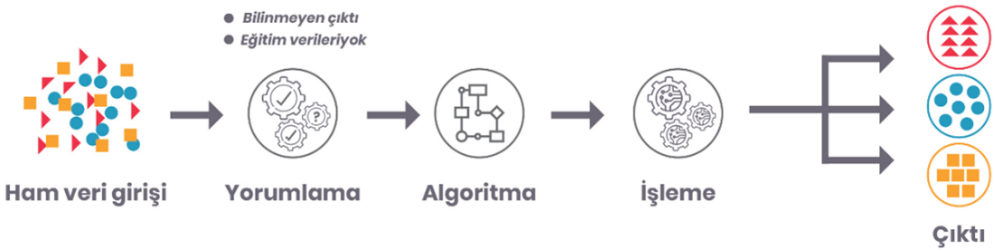


Şekil 2.5 Denetimli Öğrenme Şeması [77].

Denetimsiz öğrenme, bir algoritmanın eğitim seti olarak yalnızca giriş verisi kullanıldığı, karşılık gelen çıktı değerlerinin verilmediği bir öğrenme türüdür. Denetimli öğrenmenin aksine, doğru çıktı değerleri veya öğretmenler yoktur. Bunun yerine, algoritmalar serbestçe çalışarak veriler hakkında daha fazla bilgi edinir ve ilginç bulgular sunar.

Denetimsiz öğrenme, özellikle kümelenme uygulamalarında veya veri içindeki grupları bulma ve ilişkilendirme, ya da verileri tanımlayan kuralları öngörme süreçlerinde popülerdir. Bu uygulamalarda, veri analizi ve tahminler arasında ilişkilendirmeler yapılır. Analiz edilen verilere ait en iyi tahmin sonuçlarına ulaşmayı amaçlarlar. Şekil 2.6'da denetimsiz öğrenmenin şemasına yer verilmiştir.

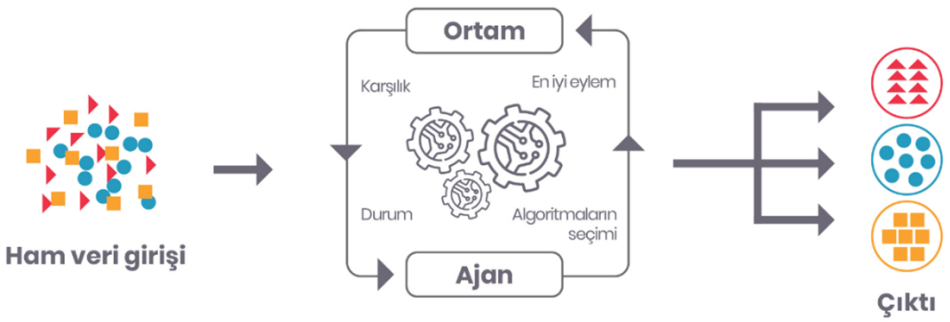
- **Kümeleme (Clustering):** Etiketlenmemiş verilerde doğal gruplamaları belirlemek için kullanılan bir tekniktir. İyi bir kümeleme için tek bir kriter yoktur. Kullanıcı, ihtiyaçlarını karşılayan kriterleri belirleyerek kullanabilir.
- **İlişkilendirme (Association):** İlişkilendirme yöntemi, belirli kalıpları ve kuralları keşfetmek için kullanılır. Örneğin, X ürününü satın alan kişilerin Y ürününü de satın alma eğiliminde olduklarını belirlemek gibi.



Şekil 2.6 Denetimsiz Öğrenme Şeması [77].

Pekiştirmeli öğrenme problemleri, sayısal bir ödül sinyalini maksimize etmek amacıyla hangi eylemlerin yapılması gerektiğini ve durumları eylemlerle nasıl eşleştireceğini öğrenmeyi içerir. Temel bir anlamda, döngüsel problemleri çözerler çünkü öğrenme sisteminin davranışları gelecekteki girdileri etkiler. Ayrıca, birçok makine öğrenme biçiminde olduğu gibi, makineye hangi eylemlerin gerçekleştirilmesi gerektiği doğrudan söylenmez; bunun yerine, en fazla ödülü sağlayan eylemleri deneyerek keşfetmesi gerekir. Şekil 2.7'de pekiştirmeli öğrenmeye ait şema yer almaktadır. En ilgi çekici ve zorlayıcı vakalarda, eylemler sadece anlık ödülleri değil, aynı zamanda bir sonraki durumu ve gelecekteki tüm ödülleri etkileyebilir. Pekiştirmeli öğrenmenin aşağıdaki üç özelliği en önemli ayırt edici özellikleridir:

1. Temel olarak kapalı döngü olması.
2. Hangi eylemlerin gerçekleştirileceği konusunda doğrudan kısıtlamaların olmamas.
3. Ödül sinyalleri dahil olmak üzere eylemlerin sonuçlarının uzun vadeli etkileri [27].



Şekil 2.7 Pekiştirmeli Öğrenme Şeması [77].

Derin öğrenme, makine öğrenmesi algoritmalarının bir alt kümesi olarak, verilerin özelliklerini ve temsilini otomatik olarak öğrenmek için çok katmanlı sinir ağlarını kullanır. Derin öğrenme mimarileri, farklı veri türlerine ve problem alanlarına yönelik çeşitli yapılar sunar. Derin öğrenme mimarilerinin bazı yaygın türleri aşağıda yer almaktadır.

Yapay sinir ağları (ANN), biyolojik sinir sistemlerinden esinlenerek geliştirilmiş hesaplama modelleridir. Temel yapı taşları olan yapay nöronlar, girdi sinyallerini alır, belirli ağırlıklar ve aktivasyon fonksiyonları kullanarak işleyip bir çıktı üretir. ANN'ler, giriş ve çıkış katmanları arasındaki gizli katmanlar aracılığıyla karmaşık verileri işleyebilir ve öğrenme süreçlerini gerçekleştirebilir.

Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN'ler), görüntü işlemden ses işlemeye kadar birçok alanda etkili sonuçlar vermektedir. Geleneksel Yapay Sinir Ağlarındaki (YSA) parametre sayısını azaltmaları sayesinde, araştırmacılar daha büyük modellerle sorunları çözmeye yönelmiştir. CNN'lerin uzamsal niteliklere bağımlı olmamaları, daha az parametreyle daha karmaşık problemleri çözmelerini mümkün kılar. Örneğin, bir yüz tanıma algoritmasında, yüzün resimdeki uzamsal konumu önemli değildir; sadece resimde bir yüz olup olmadığını belirlemek yeterlidir. CNN'lerin en önemli özelliklerinden biri de, katmanlar derinleştikçe daha soyut özelliklerin ortaya çıkmasıdır. Örneğin, görüntü sınıflandırmada, ilk katmanlarda kenarlar algılanırken, sonraki katmanlarda daha basit şekiller tespit edilir ve en derin katmanlarda yüz gibi daha yüksek seviye özellikler ortaya çıkar [28].

2.4 Tıbbi Verilerin İşlenmesinde Derin Öğrenme

Derin öğrenme, tıbbi verilerin işlenmesinde kritik bir rol üstlenmektedir. Bu teknoloji, büyük veri setlerini analiz ederek hastalıkların tanımlanması, sınıflandırılması ve tahmin edilmesi için etkili çözümler sunmaktadır. Derin öğrenme algoritmaları, özellikle görüntü işleme, görüntü ve video tanıma, sağlık ve tıp, doğal dil işleme, ve veri madenciliği gibi alanlarda kullanılarak tıbbi teşhis ve tedavi süreçlerini hem hızlandırır hem de doğruluğunu artırır. Radyoloji, patoloji ve genetik gibi tıp alanlarında, derin öğrenme teknikleri insan uzmanların performansını aşarak daha hızlı ve doğru sonuçlar elde edilmesini sağlar.

Derin öğrenme, tıbbi görüntülerin analizinde yüksek başarı oranlarıyla kullanılmakta ve bu sayede tümörlerin, anormalliklerin ve diğer patolojik durumların erken teşhis edilmesine katkıda bulunmaktadır. Doğal dil işleme teknikleri ile elektronik sağlık kayıtlarındaki bilgilerin işlenmesi, hasta geçmişinin ve semptomlarının daha hızlı ve doğru bir şekilde değerlendirilmesini mümkün

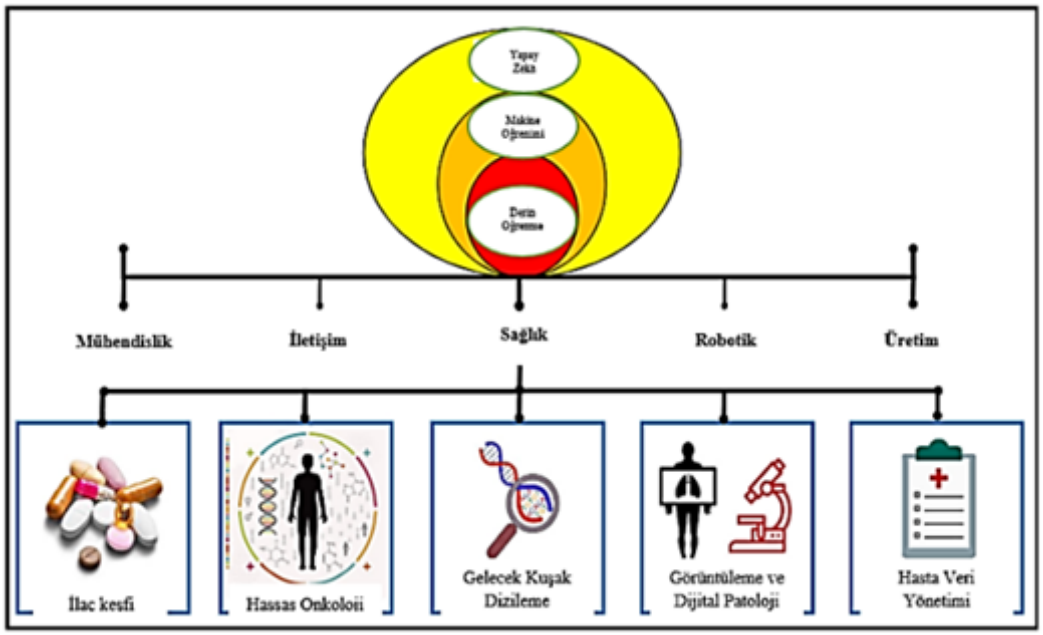
kılar. Ayrıca, genetik verilerin analizi, kişiye özel tedavi yöntemlerinin geliştirilmesine olanak tanır [77].

Bu yenilikçi yaklaşımlar, tıbbi araştırmalarda ve klinik uygulamalarda büyük ilerlemeler sağlamaktadır. Derin öğrenme, doktorların ve araştırmacıların daha fazla veriyi daha kısa sürede ve daha az hata payı ile değerlendirmesine yardımcı olarak, sağlık hizmetlerinin kalitesini ve erişilebilirliğini artırmaktadır. Dolayısıyla, derin öğrenmenin tıbbi veri işleme süreçlerindeki rolü giderek daha önemli hale gelmektedir [77].

Görüntü ve video tanıma, bilgisayarların görsel verileri anlama, analiz etme ve yorumlama yeteneğini ifade eder ve yapay zeka ile makine öğrenimi teknikleriyle güçlendirilmiş bilgisayar görüsü (computer vision) alanının alt disiplinleridir. Tıbbi verilerin işlenmesinde derin öğrenme, özellikle evrişimsel sinir ağları (CNN) kullanılarak büyük başarılar elde etmektedir. Bu teknolojiler, radyoloji, patoloji ve cerrahi gibi alanlarda medikal görüntülerin sınıflandırılması, nesne tanıma ve segmentasyonu için kullanılır. Örneğin, MRI ve CT taramalarının analizi, tümör tespiti ve biyopsi örneklerinin değerlendirilmesi gibi işlemler, derin öğrenme algoritmalarıyla daha hızlı ve doğru bir şekilde gerçekleştirilebilir [52] . Böylece, sağlık hizmetlerinin kalitesi ve hasta bakımının etkinliği artırılır.

Sağlık ve tıp alanı, insan yaşamını ve sağlığını koruma, iyileştirme ve hastalıkları tedavi etme amacı güden geniş bir disiplindir. Teknolojik ilerlemeler, özellikle bilgi teknolojileri ve yapay zeka (YZ) gibi alanlardaki gelişmeler, sağlık ve tıp uygulamalarında devrim niteliğinde yenilikler getirmiştir. Bu yenilikler, teşhis, tedavi ve hasta yönetimi süreçlerini daha verimli, doğru ve kişiselleştirilmiş hale getirmektedir. Derin öğrenme yöntemleri, kanser teşhisi, gen seçimi ve sınıflandırması, genetik çeşitlilik, ilaç geliştirme, bileşik-protein etkileşimi, RNA-protein ilişkisi ve DNA metilasyonu gibi biyoinformatik alanındaki çeşitli uygulamalarda kullanılmaktadır [52]. Şekil 2.8'de bazı alanlarda yapay zeka uygulamalarının genel görünümüne ait bir görsele yer verilmiştir.

Sağlık sektöründe yapay zekanın birçok avantajı bulunmaktadır. Örneğin, hastaların yaşamlarında hayati bir rol oynayan tedavi süreçleri, yapay zeka sayesinde daha doğru ve daha hızlı gerçekleştirilebilir [53]. Azalan tedavi sürelerinin, hastaların ruh sağlığı üzerinde önemli olumlu etkileri olacağı bilinmektedir [53]. YZ (Yapay Zeka), hasta bakımında büyük bir ilerleme ve sağlık bakım maliyetlerinde azalma potansiyeli sunmaktadır. Sağlık hizmetleri sektörü, daha etkin ve verimli olabilmek için yenilikçi çözümlere ihtiyaç duymaktadır ve bu noktada teknolojinin geldiği yer YZ uygulamaları olmaktadır. Teknolojide, özellikle YZ ve robotik alanındaki



Şekil 2.8 Bazı Alanlarda YZ Uygulamalarının Genel Görünümü [53].

hızlı gelişmeler, sağlık sektörünün gelişimine katkıda bulunmaktadır [54]. YZ'nin faydalarından bir diğeri, hekimlerin performans düzeyini artırmasıdır. Bu durum, hastaların çıkarlarına hizmet etmektedir, çünkü sağlık hizmeti alıcıları olarak hastaların sağlığına yönelik daha etkin tedavi yöntemlerinin uygulanmasına olanak tanır. Hastane personeli, özel olarak geliştirilmiş bilgisayar sistemlerini kullanarak en risk altındaki hastaları belirleyebilir. Bu tür sistemler, hastanede bulunan çeşitli hastaların yaşayabileceği belirli fizyolojik sorunları hassas bir şekilde analiz edebilir ve acil müdahale gerektiren hastalar hakkında doğru bilgileri anında sağlayabilir [55]. Şekil 2.9'da sağlık alanında yapay zeka temelli teknolojilerin rollerine ait görsel yer almaktadır.

Sağlık ve tıp alanında derin öğrenme ve yapay zeka teknolojilerinin entegrasyonu, teşhis ve tedavi süreçlerini devrim niteliğinde iyileştirmektedir. Bu teknolojiler, daha doğru, hızlı ve kişiselleştirilmiş sağlık hizmetleri sunma potansiyeline sahiptir. Ancak, bu yeniliklerin başarılı bir şekilde uygulanabilmesi için veri güvenliği, etik ve düzenleyici konuların dikkatlice ele alınması gerekmektedir.

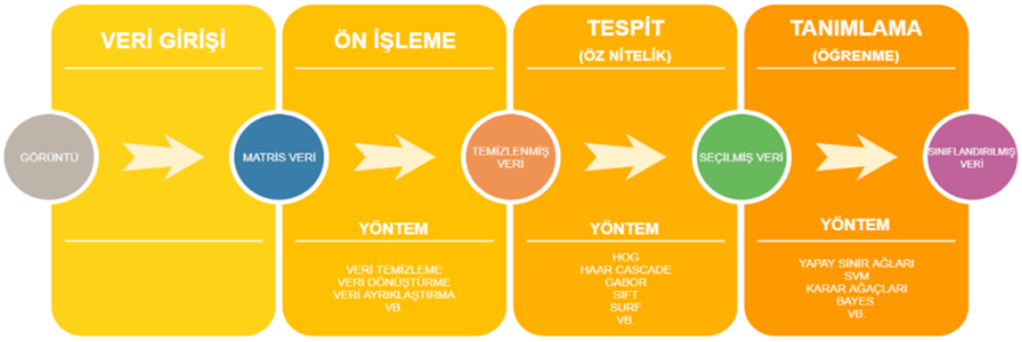
Derin öğrenme uygulamaları, karmaşık problemleri çözmek ve büyük veri setlerinden anlamlı bilgiler çıkarmak için güçlü bir araç seti sunar. Ancak, bu tekniklerin etkin bir şekilde kullanılabilmesi için yüksek kaliteli veriye erişim, doğru etiketleme ve uygun algoritmaların seçimi önemlidir. Ayrıca, derin öğrenme modellerinin karmaşıklığı, eğitim süreçlerini ve uygulama maliyetlerini artırabilir. Bu nedenle, araştırmacılar ve endüstri profesyonelleri, bu teknolojileri kullanırken veri güvenliği, etik sorunlar ve teknik zorluklar gibi çeşitli konuları dikkate



Şekil 2.9 Sağlıkta YZ Temelli Teknolojilerin Potansiyel Rolleri [53].

almalıdır.

Nesne tespiti bir görüntüdeki nesneleri algılama ve sınıflandırma işlemidir. Örneğin, bir trafik kamerasının bir aracın türünü belirlemesi veya güvenlik kameralarının insanları tespit etmesi gibi görevler nesne tanıma ve sınıflandırma teknikleriyle gerçekleştirilir. Nesne tespiti ve tanıma için çeşitli algoritmalar ve yöntemler geliştirilmiştir. Dijital görüntülerde nesnelerin hızlı bir şekilde tespit edilmesini sağlayan ilk önemli algoritma Viola-Jones algoritmasıdır [40]. Son yıllarda, grafik işleme birimlerindeki ilerlemeler ve derin öğrenme teknikleri sayesinde, nesne tespiti ve tanımlama konusunda daha yüksek doğruluk oranları elde edilebilen yöntemler geliştirilmiştir[41]. Şekil 2.9'da nesne tespit, tanıma ve sınıflandırma aşamalarına ait görsel yer almaktadır.



Şekil 2.10 Nesne Tespit ve Tanımlama Aşamaları [76].

Nesne tanıma ve tespiti için R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, Mask R-CNN

ve SSD gibi kütüphaneler yaygın olarak kullanılmaktadır. R-CNN, bölge önerisi yaklaşımını kullanan en temel model olarak öne çıkmaktadır. Ancak, R-CNN kütüphanesi içinde Fast R-CNN, Faster R-CNN ve Mask R-CNN gibi daha gelişmiş modeller de bulunmaktadır. Bu modeller arasında genel performans açısından en iyisi Faster R-CNN olarak kabul edilmektedir [40].

Görüntü işleme, dijital görüntüler üzerinde yapılan çeşitli işlemler aracılığıyla bilgi çıkarmayı amaçlayan bir süreçtir. Bu süreç, görüntü kalitesinin iyileştirilmesi, içeriğin analiz edilmesi ve özellikle nesnelerin tanınması ve yorumlanması gibi kritik adımları içerir. Nesne tanıma ve tespiti, görüntü işleme alanında yapay zeka ve derin öğrenme tekniklerinin en önemli uygulama alanlarından biridir. Yapay zeka destekli görüntü işleme algoritmaları, tıbbi görüntülemeden otonom araçlara kadar pek çok alanda nesnelerin hızlı ve doğru bir şekilde tespit edilmesini sağlar. Bu süreç, bilgisayar görüsü uygulamalarının temelini oluşturur ve sürekli olarak gelişen derin öğrenme algoritmaları sayesinde daha hassas sonuçlar elde edilmesine olanak tanır [43].

Hareket ve nesne takibi, video analizi ve işleme alanında kritik öneme sahip iki bileşendir. Bu süreçler, videolardaki hareketli nesnelerin algılanmasını, izlenmesini ve davranışlarının analiz edilmesini içerir [45][46]. Hareket takibi, videodaki hareketli nesnelerin algılanması ve izlenmesi sürecidir. Bu süreç hareket algılama, hareketli nesnelerin segmentasyonu, nesne özelliklerinin çıkarılması, hareketli nesnelerin izlenmesi gibi adımlar içerir. Nesne takibi, belirli nesnelerin videoda sürekli olarak izlenmesi ve konumlarının belirlenmesidir. Nesne algılama, nesne kimliklendirme, nesne izleme ve anomaly tespiti nesne takibindeki adımları içermektedir. Hareket ve nesne takibi güvenlik ve gözetim, trafik yönetimi, spor analizi, medical görüntüleme ve otonom araçlar gibi uygulama alanlarında yaygınlıkla kullanılmaktadır.

Tıbbi verilerin işlenmesinde derin öğrenme teknikleri, özellikle tıbbi görüntülerin sınıflandırılmasında büyük bir öneme sahiptir. Derin öğrenme, karmaşık veri yapılarını ve desenlerini öğrenmek için çok katmanlı yapay sinir ağlarını kullanır. Bu teknikler, tıbbi görüntü verilerinin sınıflandırılmasında yüksek doğruluk oranları ile başarılı sonuçlar vermektedir.

Tıbbi görüntü sınıflandırma, çeşitli tıbbi görüntüleme tekniklerinden elde edilen verilerin analizini ve yorumlanmasını içerir. Bu teknikler, hastalık teşhisi ve tedavi planlaması gibi kritik sağlık hizmetlerinde önemli bir rol oynar.

Evrişimsel Sinir Ağları (CNNs), tıbbi görüntülerin sınıflandırılmasında en yaygın kullanılan derin öğrenme mimarisidir. CNN'ler, görüntüdeki yerel özellikleri

ve desenleri öğrenmek için konvolüsyonel katmanlar kullanır. Bu katmanlar, görüntülerden kenar, köşe ve dokular gibi temel özellikleri çıkarır. CNN'ler, özellikle büyük tıbbi görüntü veri kümelerinde yüksek doğruluk sağlar [70].

Transfer öğrenme, önceden eğitilmiş bir modelin yeniden kullanılmasıdır. Tıbbi görüntü sınıflandırmada, büyük veri kümeleri üzerinde eğitilmiş CNN modelleri (örneğin, ImageNet üzerinde eğitilmiş modeller) kullanılarak daha küçük tıbbi veri kümelerinde yüksek doğruluk elde edilebilir. Bu yöntem, eğitim süresini kısaltır ve performansı artırır [64].

Tekrarlayan Sinir Ağları (RNNs), zaman serisi verilerini ve ardışık bilgileri işlemek için kullanılır. Tıbbi görüntülerin ardışık dilimlerini (örneğin, MR veya CT taramaları) analiz etmek için kullanılabilirler. RNN'ler, bu dilimlerin zaman içindeki ilişkilerini öğrenerek daha doğru teşhisler yapabilir.

Otomatik Kodlayıcılar, giriş verilerini sıkıştırarak ve yeniden oluşturarak özellik öğrenimi yapar. Tıbbi görüntülerin boyutunu küçültmek ve temel özellikleri çıkarmak için kullanılabilir. Autoencoders, anormallik tespiti ve görüntü segmentasyonu gibi görevlerde başarılı sonuçlar verir.

Üretken Rekabet Ağları (GANs), veri üretmek ve mevcut verileri artırmak için kullanılır. Tıbbi görüntü sınıflandırmada, GAN'ler sentetik tıbbi görüntüler oluşturarak veri setlerini genişletebilir. Bu, özellikle nadir hastalıkların teşhisinde veri eksikliğini gidermek için faydalıdır.

Sonuç olarak, derin öğrenme teknikleri, tıbbi verilerin işlenmesinde ve tıbbi görüntülerin sınıflandırılmasında büyük ilerlemeler sağlamaktadır. Bu teknikler, hastalıkların daha erken ve doğru teşhis edilmesine olanak tanıyarak sağlık hizmetlerinin kalitesini artırmaktadır. Derin öğrenme, tıbbi verilerin işlenmesinde önemli bir araç olarak gelecekte de büyük bir rol oynayacaktır.

Tıbbi verilerin işlenmesinde derin öğrenme ve nesne tespiti, modern sağlık hizmetlerinin önemli bir parçası haline gelmiştir. Derin öğrenme algoritmaları ve nesne tespit yöntemleri, tıbbi görüntülerin analizinde ve hastalıkların erken teşhisinde önemli rol oynar. Derin öğrenme, yapay sinir ağları kullanarak verilerden öğrenmeyi sağlayan bir makine öğrenmesi dalıdır. Tıbbi verilerin işlenmesinde, özellikle görüntü verilerinin (örneğin, röntgen, MRI, CT taramaları) analizi ve yorumlanmasında büyük başarılar elde edilmiştir. Bu teknikler hastalık teşhisi, tedavi planlaması ve cerrahi yardımı gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Hastalık teşhisinde, derin öğrenme algoritmaları görüntüleme verilerinden anormallikleri tespit ederek hastalık teşhisi yapabilir. Tedavi planlamasında, tıbbi görüntülerden

elde edilen verilerle hastaların tedavi süreçlerini optimize edebilir. Cerrahi yardımda ise, robotik cerrahi sistemlerinde cerrahların daha hassas ve güvenli operasyonlar yapmasına yardımcı olabilir.

Derin öğrenme tabanlı nesne tespiti teknikleri, tek aşamalı ve iki aşamalı mimariler olarak ikiye ayrılır. İki aşamalı teknikler arasında R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN ve Mask R-CNN gibi ağlar bulunur ve bunlar bölgesel tespit temellidir. Bu teknikler, bölge öneri ağları (RPN) oluşturur ve bu bölgeleri kategorize eder. Ancak, bölgesel tespit yöntemleri, tüm potansiyel bölgeleri ve çeşitli özellik katmanlarını içermesi nedeniyle gerçek zamanlı nesne tespiti sağlamakta zorlanabilir. Diğer taraftan, regresyon tabanlı SSD, YOLO ve bunların türevleri tek aşamalı tespit teknikleridir. Bu yöntemler, farklı RPN versiyonları oluşturur ve bu önerileri anında kategorize eder [67].

Tek Aşamalı Algılama Yöntemleri

Tek aşamalı algılama yöntemlerinden örnek olarak YOLO (You Only Look Once) ve SSD (Tek Çekim Çoklu Kutu Dedektörü) verilebilir. Bu yöntemler tüm görüntüyü tek bir adımda işler ve nesneleri tespit eder. Tek aşamalı yöntemlerin avantajları arasında hız ve basitlik bulunur; bu yöntemler gerçek zamanlı tespit için uygundur ve acil durumlarda hızlı kararlar alınmasını sağlar. Ayrıca, daha az karmaşık mimarilere sahiptirler ve daha hızlı eğitilebilirler. Ancak, iki aşamalı yöntemlere kıyasla daha düşük doğruluk oranlarına sahip olabilirler ve küçük veya yoğun nesne kümelerini algılamada zorluk yaşayabilirler [68].

İkili Aşamalı Mimari Modeller

İki aşamalı algılama yöntemlerinden örnek olarak R-CNN (Bölge bazlı Evrişimsel Sinir Ağları) ve bunun geliştirilmiş versiyonları olan Faster R-CNN ve Mask R-CNN verilebilir. Bu yöntemlerde ilk aşamada potansiyel nesne bölgeleri belirlenir, ikinci aşamada ise bu bölgeler sınıflandırılır ve konumlandırılır. İki aşamalı yöntemlerin avantajları arasında yüksek doğruluk ve detaylı algılama bulunur; tıbbi görüntülerde anormalliklerin daha doğru tespit edilmesini sağlarlar ve küçük ve yoğun nesnelerin algılanmasında daha başarılıdırlar. Ancak, işlem süresi daha uzun olabilir ve bu da acil durumlar için dezavantajlı olabilir. Ayrıca, daha karmaşık mimarilere sahip olup daha fazla hesaplama gücü gerektirirler [68].

Tıbbi uygulamalarda, derin öğrenme ve nesne tespiti kanser tespiti, retina hastalıkları ve ortopedik değerlendirme gibi alanlarda kullanılır. Kanser tespitinde, derin öğrenme ve nesne tespiti, mammografi veya MRI taramaları üzerinde

kanserli hücrelerin tespitinde kullanılır. Retina hastalıklarının erken teşhisinde göz taramalarında kullanılabilir. Ortopedik değerlendirmede ise, kırık kemikler veya eklem bozukluklarının tespiti için röntgen ve CT taramaları üzerinde uygulanabilir.

Sonuç olarak, derin öğrenme ve nesne tespiti, tıbbi verilerin işlenmesinde devrim niteliğinde ilerlemeler sağlar. Tek aşamalı yöntemler hız ve basitlik sunarken, iki aşamalı yöntemler yüksek doğruluk ve detaylı algılama sağlar. Tıbbi görüntüleme ve veri analizi alanındaki bu gelişmeler, hastalıkların daha erken ve daha doğru teşhis edilmesini mümkün kılarak sağlık hizmetlerinin kalitesini artırır.

3
MATERYAL VE YÖNTEMLER

3.1 Veri Seti

Bu çalışmada kullanılan veri seti, 5-9 yaş aralığındaki çocuklardan alınan 168 panaromik diş röntgen görüntüsünden oluşmaktadır. Bu yaş grubunda ektopik erüpsiyon oluşma olasılığı olan çocukların panaromik diş röntgenleri dikkatle incelenmiş ve seçilmiştir. Her bir görüntü, ilk kalıcı azı dişlerinin ektopik erüpsiyon vakalarını temsil edecek şekilde uzman diş hekimleri tarafından dikkatlice manuel olarak etiketlenmiştir. Etiketleme süreci, YOLOv8 modeliyle uyumlu formatta etiket dosyalarının oluşturulmasıyla tamamlanmıştır.

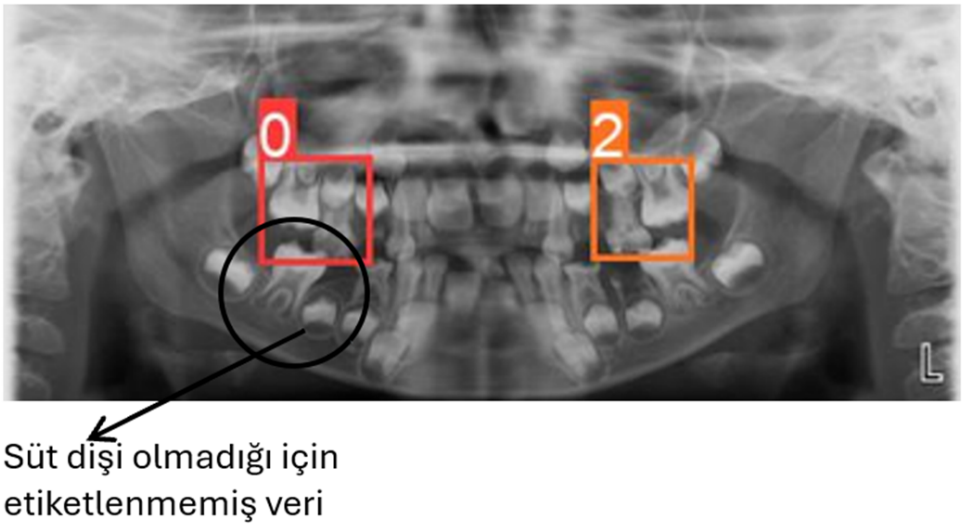
Çalışmada dört farklı senaryo ele alınmıştır:

1. Senaryo: Bu senaryoda, veri setindeki etiketler dört farklı sınıfa (hafif, normal, orta, şiddetli) ayrılmıştır. Eğitim dosyalarına veri artırma teknikleri uygulanmış ve model bu şekilde eğitilmiştir.
2. Senaryo: Bu senaryoda, model veri seti orijinal haliyle bırakılarak, veri artırma yöntemleri uygulanmadan eğitilmiştir.
3. Senaryo: Bu senaryoda, hafif, orta ve şiddetli etiketli veriler birleştirilerek "Ektopik Erüpsiyon Var" sınıfı oluşturulmuştur.
4. Senaryo: Bu senaryoda, orta ve şiddetli etiketli veriler birleştirilip "Ektopik Erüpsiyon Var" sınıfı oluşturulmuş ve hafif etiketli veriler çıkarılmıştır.

Aşağıda Şekil 3.1'de etiketlenmiş bir veri örneği ve Şekil 3.2'de senaryolardaki sınıfların etiket dağılımına ait grafik verilmiştir.

Tablo 3.1 Senaryoların Özet Tablosu

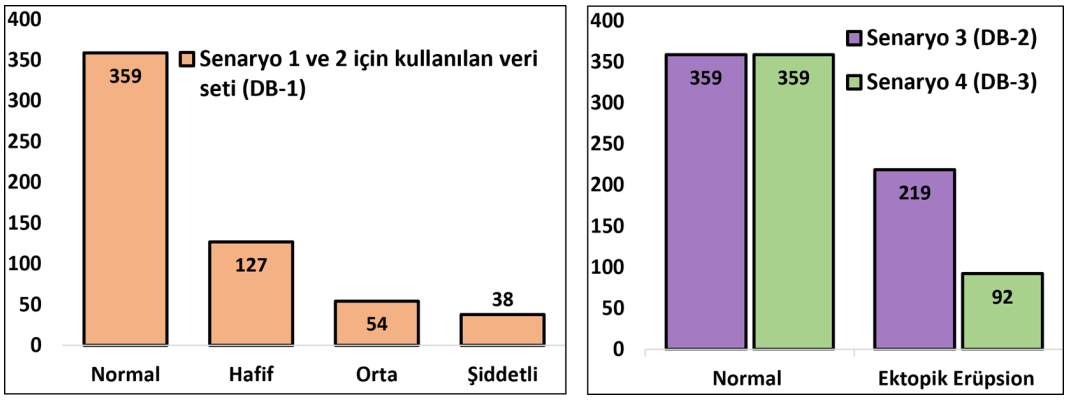
SENARYO	SINIFLAR	AÇIKLAMA
Senaryo 1	Normal, Hafif, Orta, Şiddetli	4 sınıflı veriseti. Train dosyalarına veri arttırma yöntemleri uygulanmıştır.
Senaryo 2	Normal, Hafif, Orta, Şiddetli	4 sınıflı veriseti. Veri arttırma yöntemleri kullanılmadan orijinal veriseti kullanılmıştır.
Senaryo 3	Ektopik Erüpsiyon Var / Yok	2 sınıflı veriseti. Hafif-orta-şiddetli etiketli veriler birleştirilerek Ektopik Erüpsiyon Var sınıfı oluşturuldu.
Senaryo 4	Ektopik Erüpsiyon Var / Yok	2 sınıflı veriseti. Orta ve şiddetli etiketli veriler birleştirilerek Ektopik Erüpsiyon Var sınıfı oluşturuldu ve Hafif etiketli veriler kaldırıldı.



Şekil 3.1 Etiketli ve Etiketsiz Veri Örneği.

3.2 Veri Ön İşleme

Derin öğrenme modellerinin başarısı, doğrudan verinin kalitesiyle ilişkilidir. Bu yüzden, model eğitimi öncesinde görüntülerin kalitesini ve kullanılabilirliğini artırmak amacıyla çeşitli ön işleme adımları uygulanmıştır. Bu süreçte,



Şekil 3.2 Etiket Sayı Dağılımları.

görüntülerin sabit bir boyuta yeniden ölçeklendirilmesi, piksel değerlerinin modelin gereksinimlerine uygun hale getirilmesi ve gerekli renk uzayı dönüşümleri yapılmıştır. Ayrıca, gürültü giderme teknikleri, kontrast iyileştirme ve normalizasyon gibi ek işlemler de uygulanarak görüntülerin tutarlılığı sağlanmıştır. Bu ön işleme adımları, modelin daha doğru ve güvenilir sonuçlar üretmesine olanak tanımak için kritik öneme sahiptir. Bu şekilde hazırlanan veri seti, modelin performansını maksimum düzeye çıkararak, daha etkili ve verimli bir öğrenme süreci sunar.

3.3 Veri Arttırma

Veri setinin çeşitliliğini artırmak ve modelin genelleme yeteneklerini geliştirmek amacıyla veri artırma teknikleri uygulanmıştır. Bu süreçte, rastgele dönüşümler içeren çeşitli yöntemler kullanılmıştır; bu yöntemler arasında döndürme, yansıtma, ölçeklendirme, parlaklık ve kontrast ayarlamaları gibi işlemler bulunmaktadır. Bu dönüşümler sayesinde, modelin farklı varyasyonlardaki verileri tanıma yeteneği artırılmıştır. Artırılmış görüntüler, ilgili etiketleriyle birlikte sadece eğitim klasörüne eklenmiştir, böylece modelin eğitimi sırasında daha geniş ve çeşitlendirilmiş bir veri seti kullanılmıştır. Test görüntüleri üzerinde ise veri artırma teknikleri uygulanmamış ve model performansı orijinal görüntüler üzerinden değerlendirilmiştir. Performans değerlendirmesi, K katlamalı çapraz doğrulama tekniği kullanılarak gerçekleştirilmiş ve bu sayede modelin farklı veri bölümleri üzerinde tutarlılığı ve genelleme yeteneği ölçülmüştür. Bu yaklaşım, modelin gerçek dünya verileri üzerinde daha güvenilir ve doğru sonuçlar üretmesini sağlamayı hedeflemiştir.

3.4 YOLO (You Only Look Once) Model Mimarisi

YOLO (You Only Look Once) algoritması, ilk olarak 2015 yılında Joseph Redmon ve ekibi tarafından geliştirilmiştir. Algoritmanın temel amacı, nesne tespitini tek bir ileri besleme (feed-forward) sinir ağı geçişiyle gerçekleştirerek hızlı ve verimli bir şekilde sonuç elde etmektir. YOLO algoritması, gerçek zamanlı nesne takibinde kullanılan pek çok nesne tespiti algoritmalarına göre daha başarılı sonuç vermektedir. YOLO'nun tarihçesi, farklı versiyonlar ve geliştirmelerle evrim geçiren bu teknolojinin gelişimini içermektedir:

- **YOLO'nun İlk Versiyonu (YOLOv1 - 2015)** 2015 yılında CVPR konferansında Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick ve Ali Farhadi tarafından tanıtılan YOLOv1, görüntüyü SxS hücrelerine böler ve her hücrede birden fazla nesne tespiti yapar. YOLOv1'in temel avantajı, nesne tespitini tek bir ileri yayılım (forward pass) ile gerçekleştirmesidir, bu da işlemi oldukça hızlı kılar. Ancak, küçük nesneleri ve yoğun sahneleri tespit etmede bazı zorluklar yaşadı.

- **YOLOv2 (YOLO9000 - 2016)** 2016 yılında "YOLO9000: Better, Faster, Stronger" başlıklı makale ile tanıtılan YOLOv2, Joseph Redmon ve Ali Farhadi tarafından geliştirildi. YOLOv2, daha iyi nesne tespiti ve sınıflandırma performansı için çeşitli iyileştirmeler getirdi. Daha yüksek çözünürlüklü giriş görüntüleri kullanıldı ve darknet-19 adı verilen daha derin bir ağ mimarisi kullanıldı. YOLOv2 ayrıca "anchor boxes" konseptini tanıttı ve daha geniş bir nesne kümesini tanımlama kapasitesine sahip oldu.

- **YOLOv3 (2018)** 2018 yılında tanıtılan YOLOv3, Joseph Redmon ve Ali Farhadi tarafından geliştirildi. YOLOv3, darknet-53 adı verilen yeni bir ağ mimarisi ile daha derin ve daha karmaşık bir model olarak tanıtıldı. YOLOv3, çok ölçekli tespit (multi-scale detection) yapabilen ve üç farklı boyutta nesne tespiti gerçekleştirebilen bir yapıya sahiptir. Bu model, sınıf etiketi tahmininde "logistic regression" kullanarak doğruluğu artırdı ve önceki versiyonlara göre daha yüksek doğruluk ve performans sergiledi.

- **YOLOv4 (2020)** 2020 yılında Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang ve Hong-Yuan Mark Liao tarafından geliştirilen YOLOv4, birçok yeni teknikle birlikte daha yüksek doğruluk ve hız sağladı. YOLOv4, "CSPDarknet53" olarak bilinen yeni bir mimari kullandı ve "bag of freebies" ve "bag of specials" adı verilen çeşitli optimizasyon tekniklerini tanıttı. YOLOv4, nesne

tespitinde oldukça yüksek bir performansa ulaştı ve endüstride geniş çapta kabul gördü.

- **YOLOv5 (2020)** 2020 yılında Ultralytics tarafından tanıtılan YOLOv5, PyTorch tabanlı bir modeldir ve geliştirilmesi ve dağıtımı kolay bir yapıya sahiptir. YOLOv5, farklı boyutlarda (small, medium, large, extra-large) modeller sunar ve çoklu mimari iyileştirmeler içerir. YOLOv5, hızlı eğitim süreci ve yüksek doğruluk ile dikkat çekti.

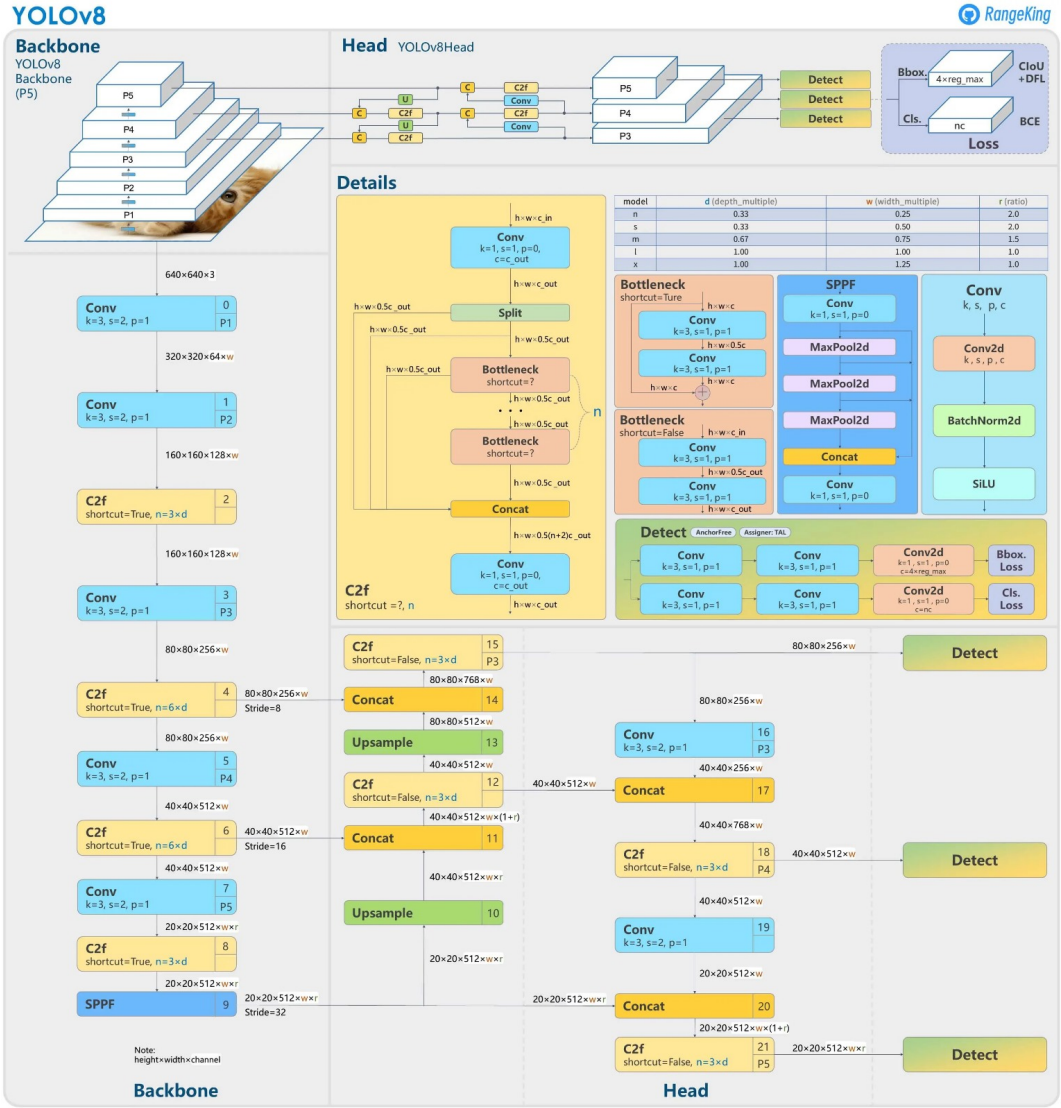
- **YOLOv6, YOLOv7 ve YOLOv8** Çeşitli araştırma ekipleri ve topluluk katkıları tarafından geliştirilen bu versiyonlar, YOLO'nun temel prensiplerini geliştirerek ve optimize ederek daha yüksek performans, doğruluk ve hız sağlamayı amaçlar. Yeni mimari değişiklikler, daha verimli öğrenme algoritmaları ve veri işleme teknikleri içerir

YOLO, gerçek zamanlı nesne tespitinde devrim niteliğinde bir yaklaşımdır ve çeşitli endüstrilerde, özellikle otonom sürüş, güvenlik sistemleri ve tıbbi görüntü analizi gibi alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Her yeni versiyon, modelin doğruluğunu ve hızını artırmak için daha sofistike algoritmalar ve teknikler getirerek, YOLO'nun nesne tespitinde lider bir çözüm olmasını sağlamıştır [66].

Bu çalışmada, nesne tespiti görevlerinde yüksek performansıyla tanınan YOLOv8 modeli tercih edilmiştir. YOLOv8 modeli, önceden eğitilmiş (pre-trained) ağırlıklarla kullanılmış ve bu sayede eğitim süresi ve kaynaklarının verimli kullanımı sağlanmıştır. YOLOv8 modeli, temel olarak Darknet [8] varyantından türetilmiş bir ana ağdan oluşmaktadır. Ana ağ, görüntüdeki önemli özellikleri çıkarırken, modelin tespit başlıkları (detection heads) ise sınıf olasılıklarını ve sınırlayıcı kutuları tahmin etmektedir [9]. Bu yapı, modelin yüksek doğruluk ve hızda nesne tespiti yapabilmesini sağlamaktadır. YOLOv8'in bu bileşenleri, nesnelerin konumlarını ve sınıflarını etkili bir şekilde belirleyerek, çalışmanın amaçlarına ulaşmasında kritik bir rol oynamaktadır. Modelin güçlü mimarisi ve önceden eğitilmiş ağırlıklarının entegrasyonu, veri setindeki farklı varyasyonlardaki nesneleri tanıma yeteneğini artırmakta ve genel performansını iyileştirmektedir. Bu nedenle, YOLOv8 modeli, ektopik erüpsiyon bölgelerinin tespiti ve şiddet sınıflandırmasında en uygun derin öğrenme mimarisi olarak seçilmiştir.

YOLOv8, YOLO algoritmasının en yeni ve gelişmiş sürümüdür. YOLOv8, önceki sürümlerin performans iyileştirmelerini içerir ve nesne tespiti görevlerinde daha yüksek doğruluk ve hız sunar. YOLOv8, önceki sürümlere göre daha gelişmiş

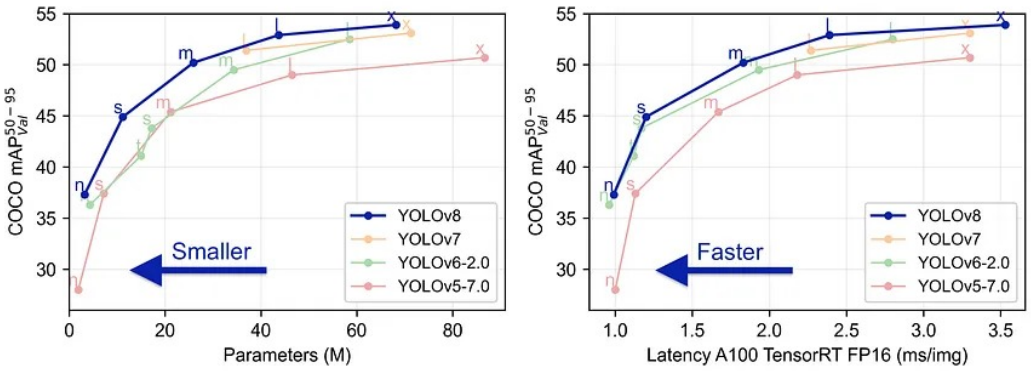
bir mimariye sahiptir. Daha derin ve geniş konvolüsyonel katmanlar içerir ve daha iyi özellik çıkarımı sağlar. YOLOv8'de yer alan ileri seviye ankraj (anchor) mekanizmaları ve özellik haritası (feature map) entegrasyonu, modelin daha yüksek doğrulukla çalışmasını sağlar. Model, bir görüntüyü girdiye alır ve bu görüntüyü SxS boyutlarında bir ızgaraya böler. Her ızgara hücresi, olası nesneler için sınırlayıcı kutu (bounding box) tahminleri yapar ve bu kutular bir sınıf etiketi ve güven skoruyla ilişkilendirilir. Tek bir ileri besleme (forward pass) ile model, tüm nesneleri ve sınıflarını hızlı ve etkili bir şekilde tespit eder. Şekil 3.3'de YOLOv8 mimarisi yer almaktadır.



Şekil 3.3 YOLOv8 Mimarisi [74].

YOLOv8 modeli, nesne tespiti ve sınıflandırma alanında en ileri teknolojiyi temsil eder. Yüksek doğruluk ve hız sunarak birçok farklı uygulama alanında büyük bir potansiyel taşımaktadır. YOLOv8, güvenlik, sağlık, endüstri ve daha birçok alanda kritik rol oynayarak, nesne tespitinde standartları belirlemektedir. YOLOv8'in

diğer bazı YOLO modellerine göre sağladığı üstün performans sağladığı grafiksel gösterim Şekil 3.4'de verilmektedir.



Şekil 3.4 YOLOv8 modelinin diğer YOLO modelleri ile karşılaştırılması [75].

YOLOv8, beş farklı varyanta sahip olup, diğer algılama modellerinin varyant türlerine göre doğruluk ve çıkarım oranında daha üstün performans sergilemektedir. Çıkarım hızı arttıkça doğruluk oranının da artması beklenen bir süreçtir. Bu durum, tek ve çift aşamalı dedektörler arasındaki temel farkı ortaya koymaktadır. Özellikle gerçek zamanlı algılama süreçlerinde, tek aşamalı dedektörlerin tercih edilmesinin ana nedeni budur. Hızlı çıkarım süresi ve kabul edilebilir doğruluk oranı, gerçek zamanlı algılayıcılar için önemli bir tercih sebebidir.

Örnek segmentasyonu, nesne tespitinden bir adım öteye giderek, bir görüntüdeki nesnelerin tek tek tanımlanmasını ve bunların görüntünün geri kalanından ayrılmasını içerir. Örnek segmentasyon modelinin çıktısı, görüntüdeki her nesnenin ana hatlarını çizen bir dizi maske veya kontur, ayrıca her nesne için sınıf etiketleri ve güven puanlarını içerir. Örnek segmentasyonu, nesnelerin bir görüntüde nerede olduğunu değil, aynı zamanda tam şekillerinin ne olduğunu bilmeniz gerektiğinde kullanışlıdır [30].

YOLOv8, benzersiz doğruluğu ve yüksek hızıyla bilgisayarlı görme modelinin önceki sürümlerinden ayrılmaktadır. Önceki sürümlerden farklı olarak, nesneler artık gecikme olmaksızın gerçek zamanlı olarak algılanabilmektedir. Bu, modelin önemli bir başarısını temsil etmektedir. YOLOv8 modelinin bazı özellikleri:

- **Tek Geçişli Nesne Algılama:** YOLOv8, bir görüntü veya video karesinden nesneleri tek bir geçişte tanımlayabilen ve konumlarını belirleyebilen bir tek geçişli nesne algılama algoritmasıdır. Bu verimlilik, gerçek zamanlı uygulamalar için ideal hale getirir.
- **Derin Sinir Ağı Mimarisine Sahip:** YOLOv8 genellikle derin bir sinir

ağı kullanır. Giriş görüntüsünün özelliklerinin çıkarılması bu ağ üzerinden gerçekleştirilir. Bu amaçla sıklıkla Darknet gibi konvolüsyonel sinir ağı (CNN) türevleri kullanılır.

- **Çok Ölçekli Nesne Algılama:** YOLOv8, nesneleri çeşitli ölçeklerde algılamak için tasarlanmıştır. Bu, orijinal görüntünün hücre matrisi olarak bölünmesiyle gerçekleştirilir ve her hücre, sınırları içindeki nesneleri farklı ölçeklerde tahmin etmekle görevlidir. Bu yetenek, YOLOv8'in farklı boyutlardaki nesnelerle etkili bir şekilde başa çıkmasını sağlar.

- **Sabit Kutular:** YOLOv8, nesne sınırlayıcı kutularını tahmin etmek için sabit kutular kullanır. Sabit kutular, farklı ölçekler ve en-boy oranlarını kapsayan önceden belirlenmiş şekillerden oluşur. Algoritma daha sonra bu sabit kutulardan sapmaları veya kaymaları tahmin ederek görüntü içindeki nesnenin konumunu hassas bir şekilde belirler.

- **Çok Sınıflı Nesne Algılama:** YOLOv8, nesne sınırlayıcı kutularını tahmin etmenin yanı sıra her tespit edilen nesnenin sınıfını da tahmin eder. Bu, aynı görüntü içindeki farklı türdeki nesneleri ayırt edebilen çok sınıflı nesne algılaması gerçekleştirebileceği anlamına gelir.

- **Hız ve Doğruluk Dengesi:** YOLOv8, hız ve doğruluk arasında bir denge kurmayı amaçlar. Nesne algılama görevlerinde rekabetçi bir doğruluğa ulaşırken gerçek zamanlı veya gerçek zaman yakını performansıyla bilinir.

- **Geniş Uygulama Alanları:** YOLOv8, gözetim, otonom sürüş, robotik ve medikal görüntüleme gibi çeşitli alanlarda kullanım bulmuştur. Nesneleri hızlı ve doğru bir şekilde tespit etme yeteneği, onu geniş bir görev yelpazesi için uygun hale getirir.

- **Araştırma ve Geliştirme:** YOLOv8, YOLO tabanlı nesne algılama algoritmalarının evrimini temsil eder ve bilgisayarla görme topluluğu içinde devam eden araştırma ve geliştirme konusu olmaya devam etmektedir. Hız ve doğruluk kombinasyonu, onu birçok gerçek dünya uygulaması için popüler bir seçenek haline getirir.

Bu özellikler, YOLOv8'i bilgisayarlı görme alanında güçlü ve etkili bir araç haline getirmektedir, çeşitli uygulamalarda üstün performans sergilemesine olanak tanır [61].

3.5 Çapraz Doğrulama Yöntemleri

Çapraz doğrulama (Cross Validation), bir modelin eğitim verileriyle elde ettiği performansın gerçek dünya verilerinde nasıl olabileceğini tahmin etmek için kullanılan bir tekniktir. Bu yöntem, eğitim verileriyle modelin eğitilmesinde kullanılırken, geriye kalan veriler (doğrulama verileri) ile modelin performansını değerlendirir. Bu sayede modelin genelleme yeteneği ve gerçek dünya verilerindeki performansı hakkında daha güvenilir bir tahmin yapılabilir [65].

Çapraz doğrulama teknikleri, veri kümesinin nasıl bölüneceğine göre farklı yöntemler kullanır:

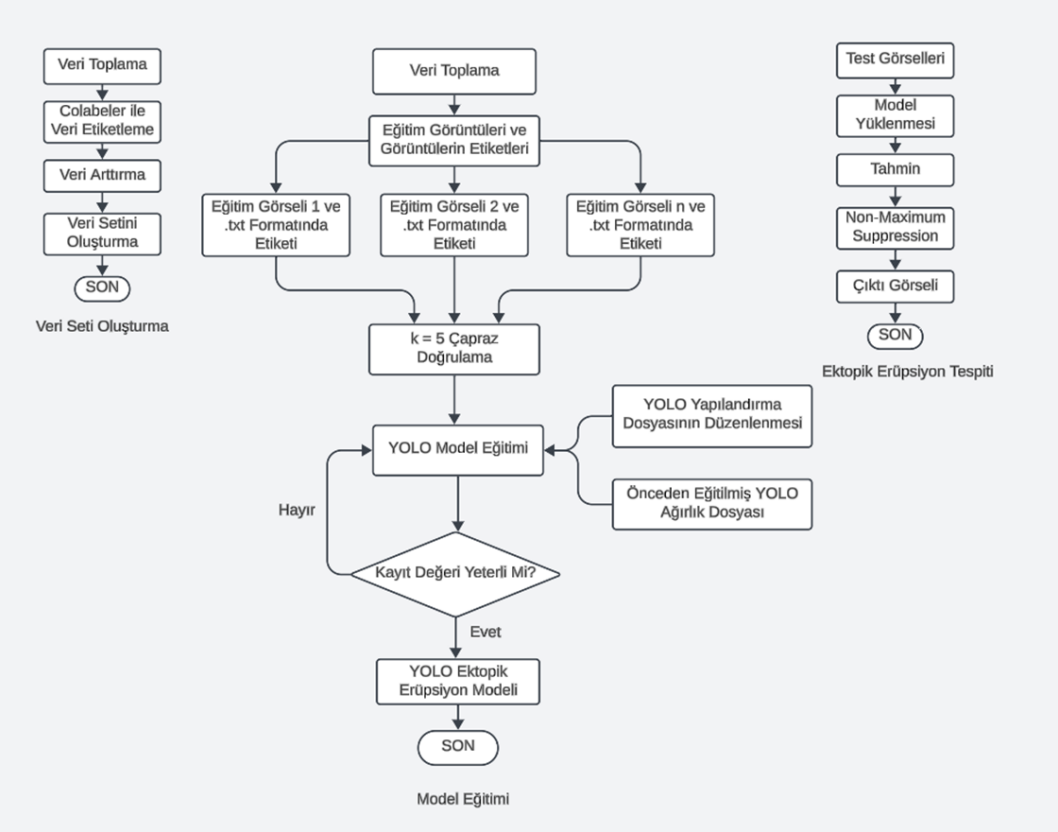
- Rastgele bölünmüş veri kümleri için kullanılan yöntem: Rastgele Çapraz Doğrulama
- Zaman serisi veri kümeleri için kullanılan yöntem: Time Seri Çapraz Doğrulama
- Veri setini "k" eşit parçaya bölen yöntem: K Katlamalı Çapraz Doğrulama
- Sadece bir veri noktasını doğrulama için kullanan yöntem: Birini Dışarıda Bırakın Çapraz Doğrulama
- Tek seferlik bölünme için kullanılan yöntem: Basit Çapraz Doğrulama
- Birden fazla kez bölünme yapılması gereken durumlar için kullanılan yöntem: Tekrarlanan Çapraz Doğrulama
- Veri seti küçükse kullanılan yöntem: Bootstrap Çapraz Doğrulama

Bu yöntemler, veri kümesinin özelliklerine ve çapraz doğrulama sürecindeki amaçlara bağlı olarak seçilir ve modelin genelleme yeteneğini doğru bir şekilde değerlendirmeye yardımcı olur.

3.6 Eğitim

Veri kümesi, 80% eğitim ve 20% test verisi olarak organize edilerek 5 kat çapraz doğrulama tekniği ile değerlendirilmiştir. Her bir kat için, YOLOv8 modeli, eğitim verileri üzerinde eğitilerek ve test verileri üzerinde doğrulama yapılarak eğitilmiştir. Bu süreç, her bir katmanda farklı eğitim ve test kümeleri kullanılarak toplamda beş kez tekrarlanmıştır. Model, her bir katmanda 60 dönem boyunca eğitilmiş olup, mini-batch boyutu olarak 16 görüntü kullanılmıştır. Bu düzenleme,

modelin performansını daha tutarlı ve güvenilir bir şekilde değerlendirebilmek için önemli bir adım olmuştur. Eğitim süreci boyunca, model her bir dönem sonunda test verileri üzerinde doğrulanarak performans metrikleri kaydedilmiştir. Böylece, modelin her bir katmandaki genel başarımı ve doğrulama hataları analiz edilmiştir. Bu yöntemle, modelin genel performansı iyileştirilmiş ve veri kümesindeki çeşitlilikten kaynaklanan potansiyel sorunlar en aza indirilmiştir. Sonuç olarak, 5 kat çapraz doğrulama tekniği, modelin daha dayanıklı ve genellenebilir bir yapıya kavuşmasını sağlamıştır.



Şekil 3.5 Akış Şeması.

3.7 Model Performansı Değerlendirme Metrikleri

Sunulan çalışmada, YOLOv8 modelinin performansını değerlendirmek için iki temel performans metriği kullanılacaktır. Modelin ektopik erüpsiyon bölgelerini tespit etme performansı, Ortalama Hassasiyet (Mean Average Precision - mAP) metriği ile değerlendirilecektir. Bu metrik, modelin ektopik erüpsiyon vakalarını doğru bir şekilde tespit etme ve bu vakaların yerini doğru bir şekilde belirleme doğruluğunu ölçer. mAP, modelin genel doğruluğunu gösteren önemli bir göstergedir ve yüksek mAP değeri, modelin başarılı bir şekilde çalıştığını gösterir.

İkinci performans metriği olarak, her bir sınıf için Karmaşıklık Matrisi (Confusion Matrix) çıkarılacaktır. Karmaşıklık Matrisi, sınıflandırma algoritmalarının performansını değerlendirmek için yaygın olarak kullanılan bir metriktir. Bu matris, modelin gerçek değerlerle yaptığı tahminleri karşılaştırarak, her bir sınıf için doğru ve yanlış tahminlerin sayısını gösterir. Makine öğrenimi ve derin öğrenme uygulamalarında, Karmaşıklık Matrisi, modelin hangi sınıflarda güçlü ve zayıf olduğunu belirlemek için kullanılır.

Çalışma kapsamında, Karmaşıklık Matrisi üzerinden hesaplanan Doğruluk (Accuracy) değeri de belirtilecektir. Doğruluk metriği, modelin tüm sınıflar genelindeki tahminlerinin ne kadar doğru olduğunu gösterir. Yüksek doğruluk değeri, modelin genel performansının iyi olduğunu işaret ederken, düşük doğruluk değeri, modelin bazı sınıflarda yanlış tahminler yaptığını veya bu sınıfları göz ardı ettiğini gösterebilir. Sınıflar arası dengeli bir performans elde etmek de son derece önemlidir, çünkü bu, modelin tüm sınıflarda eşit derecede başarılı olduğunu gösterir. Bu iki metriğin birlikte kullanımı, YOLOv8 modelinin genel performansını kapsamlı bir şekilde değerlendirmemizi sağlar ve modelin güçlü ve zayıf yönlerini belirlememize yardımcı olur. Bu sayede, modelin performansı hakkında daha derinlemesine bir anlayışa sahip olabiliriz.

Öğrenme Oranı (Learning Rate): Modelin parametrelerinin her adımda ne kadar değişeceğini belirler. Çok yüksek bir öğrenme oranı modelin kararsız olmasına, çok düşük bir öğrenme oranı ise öğrenme sürecinin yavaş olmasına yol açabilir. Bu nedenle, uygun bir öğrenme oranı seçimi, modelin dengeli ve etkili bir şekilde öğrenmesini sağlamak için kritik öneme sahiptir.

Parti Boyutu (Batch Size): Her bir eğitim adımında kullanılan örnek sayısıdır. Parti boyutu büyüdükçe, öğrenme süreci için daha fazla bellek ve daha uzun işlem süreleri gerektirirken, daha küçük parti boyutları modelin daha sık güncellenmesine imkan tanır.

Epok Sayısı (Number of dönems): Modelin eğitim verisi üzerinde kaç kez geçeceğini belirtir. Daha fazla epok, modelin daha derinlemesine öğrenmesine yardımcı olabilir, ancak aşırı öğrenme (overfitting) riskini de artırır.

Ağırlık Çürümesi (Weight Decay): Ağırlıkların büyüklüğünü kontrol ederek aşırı öğrenmeyi önlemeye yardımcı olan bir düzenleme parametresidir. Bu parametre, modelin karmaşıklığını sınırlayarak genelleme yeteneğini artırabilir.

Veri Artırma (Data Augmentation): Eğitim verilerini çeşitlendirmek ve modelin

genelleme yeteneğini artırmak için kullanılan tekniklerdir. Örneğin, rastgele kırpma, döndürme, renk değişiklikleri gibi yöntemler, modelin farklı senaryolara daha iyi uyum sağlamasına yardımcı olabilir.

Önceden Eğitilmiş Ağırlıklar (Pre-trained Weights): Eğitim sürecini hızlandırmak ve performansı artırmak için yaygın olarak kullanılan yöntemlerden biri, önceden büyük veri kümeleri üzerinde eğitilmiş model ağırlıklarını kullanmaktır.

YOLOv8 modelinin eğitimi, yukarıdaki parametrelerin dikkatlice ayarlanmasını ve izlenmesini gerektirir. Bu parametrelerin optimize edilmesi, modelin doğruluğunu ve hızını artırarak, nesne algılama görevlerinde üstün performans elde edilmesini sağlar. Eğitim sürecinde, modelin performansını düzenli olarak doğrulama setinde izlemek ve gerektiğinde parametre ayarlamaları yapmak önemlidir.

3.7.1 Performans Metrikleri

Performans metrikleri, bir modelin başarısını nicel olarak değerlendirmek için kullanılan ölçütlerdir. Bu metrikler, genellikle modelin tahminlerini gerçek değerlerle karşılaştırarak elde edilir ve modelin doğruluğunu, hassasiyetini, duyarlılığını, başarısını veya genel performansını ölçmeye yöneliktir [63]. Yaygın olarak kullanılan bazı performans metrikleri şunlardır:

- **Doğruluk (Accuracy):** Bir sınıflandırma modelinin doğruluk metriği, modelin doğru tahmin ettiği örneklerin toplam örneklere oranını gösterir. Bu metrik, modelin başarı oranını belirlemek için kullanılır ve genellikle yüzde olarak ifade edilir.

$$Doruluk = \frac{\textit{Doğru Tahminler}}{\textit{Toplam Örnek Sayısı}} \tag{3.1}$$

- **Hassasiyet (Precision):** Bu metrik, modelin gerçekten pozitif olan örnekleri ne kadar doğru tahmin ettiğini gösterir. Yanlış pozitiflerin (modelin pozitif tahmin ettiği ancak gerçekte negatif olan örneklerin) sayısını azaltmaya yönelik önemli bir göstergedir.

$$Hassasiyet = \frac{\textit{TP (Doğru Pozitif)}}{\textit{TP + FP (Yanlış Pozitif)}} \tag{3.2}$$

- **Duyarlılık (Recall):** Bu metrik, modelin gerçek pozitif olarak sınıflandırdığı örneklerin ne kadarının gerçekten pozitif olduğunu gösterir. Yanlış

negatiflerin (modelin pozitif olmasını beklediği ancak gerçekte negatif olan örneklerin) sayısını azaltmaya yönelik önemli bir göstergedir.

$$\textit{Duyarlılık} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3.3}$$

- **F1 Skor:** Hassasiyet ve duyarlılığın harmonik ortalamasıdır. Dengeli bir performans ölçümü sağlar.

$$\textit{F1 Skor} = \frac{2 * (\textit{Hassasiyet*Duyarlılık})}{(\textit{Hassasiyet+Duyarlılık})} \tag{3.4}$$

- **ROC Eğrisi (Alıcı Çalışma Karakteristik Eğrisi) ve AUC (Eğrinin Altındaki Alan):** Sınıflandırma modellerinin performansını değerlendirmek için kullanılan bir grafik ve bu grafik altında kalan alan. ROC eğrisi, modelin duyarlılığı ve özgüllüğünü gösterir ve farklı olasılık eşiklerinde performansını değerlendirir. AUC, bu eğrinin altında kalan alanı temsil eder ve modelin genel performansını özetler.

- **Ortalama Hassasiyet (Average Precision - AP):** Genellikle nesne tespiti görevlerinde kullanılan bir metriktir ve Hassasiyet-Duyarlılık eğrisinin altındaki alan olarak hesaplanır. Bu metrik, modelin hassasiyet ve duyarlılık performansını ölçmek için kullanılır ve genellikle nesne algılama veya sınıflandırma modellerinin değerlendirilmesinde önemli bir rol oynar.

- **Ortalama Hassasiyet Oranı (Mean Average Precision - mAP):** Çoklu sınıflandırma görevlerinde AP'nin sınıf başına ortalaması, özellikle COCO ve Pascal VOC gibi nesne tespiti veri kümelerinde yaygın olarak kullanılan bir metriktir. Bu metrik, her sınıf için ayrı ayrı Hassasiyet-Duyarlılık eğrisi altındaki alanın ortalamasını temsil eder ve modelin farklı sınıfları ne kadar başarılı bir şekilde tespit ettiğini gösterir.

- **RMSE (Kök Ortalama Kare Hatası):** Regresyon problemlerinde kullanılan bir metriktir ve tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ortalama kare kök hatasını ifade eder [64].

$$\textit{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{N-1}(y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \tag{3.5}$$

- **R-Kare (R-Squared):** Regresyon modellerinin ne kadar iyi uydurulduğunu gösterir. Bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki varyansını

açıklama yüzdesini ifade eder [64].

$$\textit{R-Kare} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})^2} \tag{3.6}$$

Bu metrikler, modelin türüne, veri setinin özelliklerine ve problemin doğasına göre değişiklik gösterebilir. Örneğin, sınıflandırma problemleri için doğruluk, hassasiyet ve duyarlılık önemli iken, regresyon problemleri için RMSE ve R-Kare daha yaygın olarak kullanılır. Her bir metriğin kullanımı, modelin performansını objektif bir şekilde değerlendirmeye yardımcı olur.

4
DENEYSEL SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Çalışmada, toplam 168 hastadan elde edilen panoramik röntgen görüntüleri kullanılmıştır. Bu görüntüler, farklı yaş gruplarından ve cinsiyetlerden çocukların diş radyografilerini içermektedir. Veri kümesi, dört sınıfa ayrılmıştır: Ektopik erüpsiyonun hafif, orta ve şiddetli olduğu röntgen görüntüleri ile normal, yani ektopik erüpsiyon içermeyen görüntüler. Görüntüler, uzman diş hekimleri tarafından manuel olarak etiketlenmiş ve etiketleme işlemi, YOLOv8 modeline uygun formatta etiket dosyalarının oluşturulmasıyla tamamlanmıştır.

Deneyler çeşitli senaryolar ve parametrelerle gerçekleştirilmiştir. Veri kümesi, dört sınıfı (hafif-normal-orta-şiddetli) içeren ve veri artırma yöntemleri uygulanarak eğitilen bir yapıdadır. Ayrıca, iki sınıflı veri kümesi (hasta-normal) için de farklı senaryolar uygulanmıştır. Her bir senaryoda, k=5 kat çapraz doğrulama kullanılarak fotoğraflar eğitim ve test klasörlerine ayrılmıştır. Model, önceden eğitilmiş ağırlıklarla başlatılarak özel diş hekimliği veri kümesi üzerinde eğitilmiştir. Eğitim süreci, 60 dönem boyunca sürdürülmüş ve her dönem'ta modelin performansı izlenmiştir.

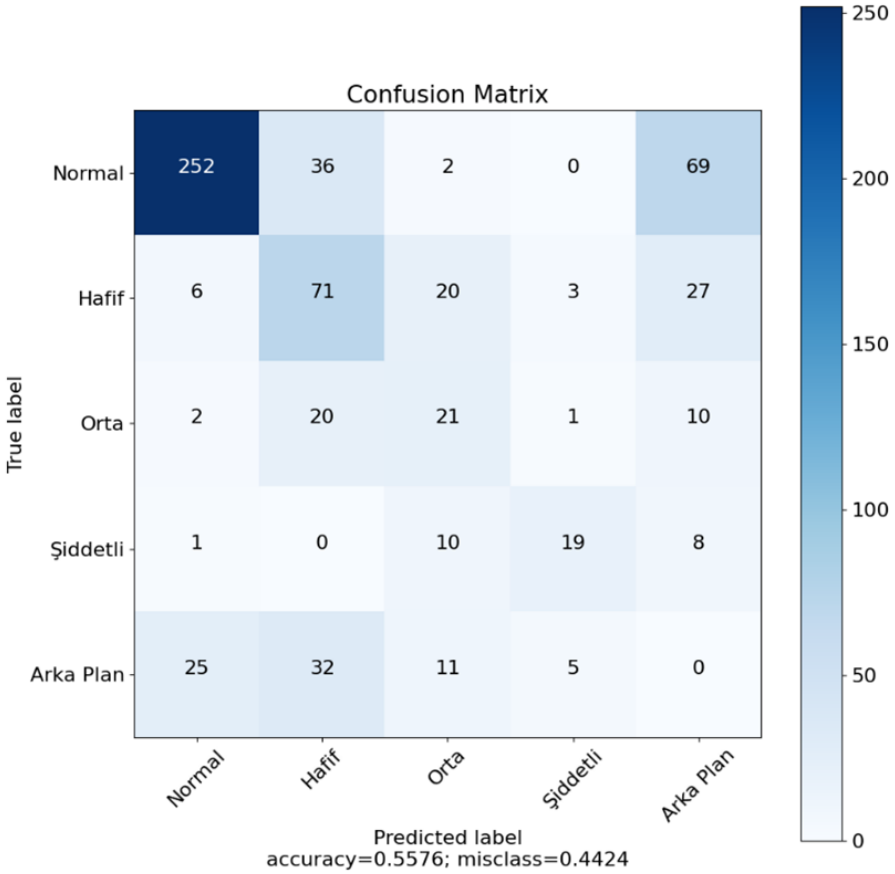
Tablo 4.1'de, deneysel senaryoların mAP@50, mAP@50-95 değerleri ve doğruluk oranları sunulmuştur. Bu tablodaki sonuçlar, modelin ektopik erüpsiyon tespiti ve şiddet sınıflandırması konusundaki performansını göstermektedir. Her bir senaryo, modelin farklı veri artırma teknikleri ve sınıf kombinasyonları ile nasıl performans gösterdiğini değerlendirmek amacıyla tasarlanmıştır. Bu sayede, modelin farklı durumlarda ne kadar başarılı olduğunu ve hangi yöntemlerin en iyi sonuçları verdiğini belirlemek mümkün olmuştur.

Tablo 4.1 Senaryolar Üzerinden Ektopik Erüpsiyon Tespitinde YOLOV8 Performansları

%	mAP@.5	mAP@[.5:.95]	Accuracy
Senaryo 1 Arttırılmış Veri Kümesi 4 Sınıf (Normal, Hafif, Orta, Şiddetli)	0.66	0.41	0.5576
Senaryo 2 Orijinal Verik Kümesi 4 Sınıf (Normal, Hafif, Orta, Şiddetli)	0.70	0.44	0.6254
Senaryo 3 Orjinal Veri Kümesi 2 Sınıf (Ektopik Erüpsiyon Var/Yok)	0.88	0.56	0.7275
Senaryo 4 Orjinal Veri Kümesi 2 Sınıf (Hafif Sınıfı Çıkarılmış) (Ektopik Erüpsiyon Var/Yok)	0.85	0.54	0.7176

Şekil 4.1 ve Şekil 4.2, Senaryo 1 ve 2'ye ait deneysel sonuçların karmaşıklık matrislerini göstermektedir. Deneyler dört sınıf içermesine rağmen, "Arka Plan" olarak görünen sınıfların sütunundaki veriler, etiketli olduğu halde herhangi bir sınıfa atanamayan verilerin sayısını göstermektedir. Satırlardaki veriler ise, etiketlenmemiş olduğu halde tahmin yapılarak belli bir sınıfa atanan verilerin sayısını belirtmektedir. Çalışmada, süt dişi olmayan görüntülerde ektopik erüpsiyon olup olmadığına dair bir saptama yapılamadığından dolayı etiketlenmemiş alanlar bulunmaktadır. Bu durum, aslında var olmayan etiketlerin sınıflara atanmasından kaynaklanmakta ve çalışmanın sonuçlarının düşük çıkmasına neden olmaktadır.

Şekil 4.3 ve Şekil 4.4, Senaryo 3 ve 4'teki iki sınıflı incelemelerin karmaşıklık matrislerini göstermektedir. Benzer şekilde, "Arka Plan" olarak belirtilen sınıfların sütunundaki veriler, etiketli olduğu halde bir sınıfa atanamayan verilerin sayısını, satırdaki veriler ise etiketlenmediği halde tahmin yapılarak belli bir sınıfa atanan verilerin sayısını göstermektedir. Senaryo 3 ve 4'te sınıflama doğruluk oranları daha yüksek değerlere sahiptir. Bu yüksek değerler, modelin başarılı olduğunu ve verileri doğru bir şekilde sınıflandırdığını göstermektedir. Ayrıca, bu sınıflandırmaların gerçek dünyadaki durumları doğru bir şekilde yansıttığını belirtmektedir. Bu

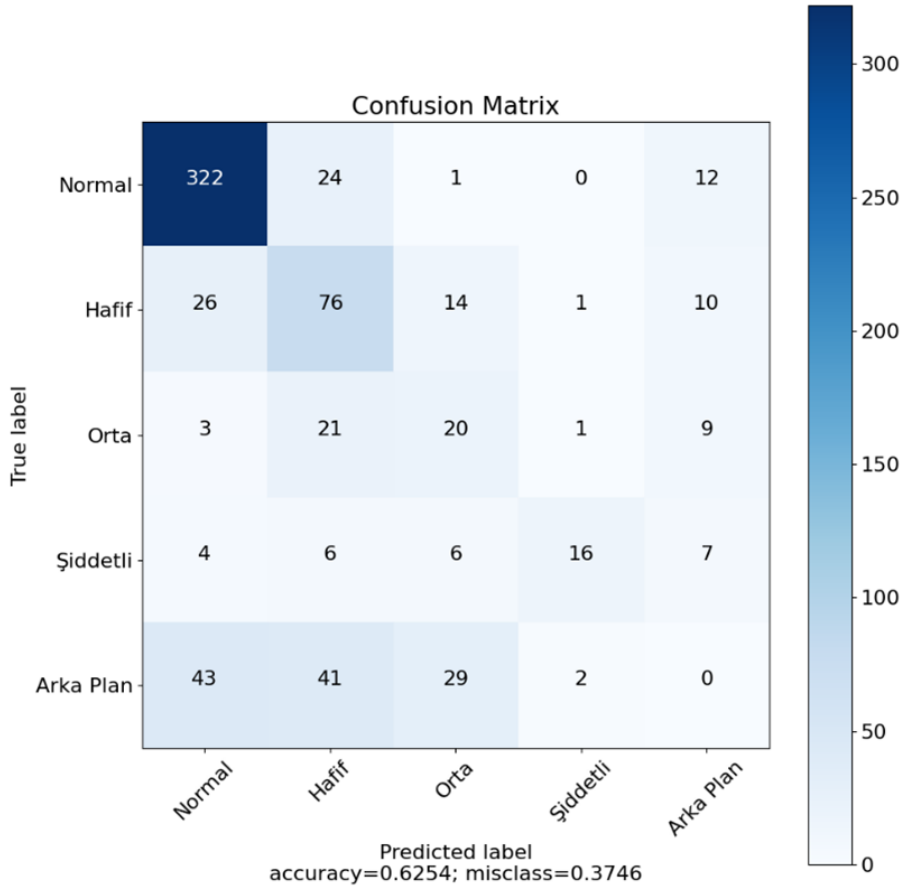


Şekil 4.1 Senaryo 1'e ait Karmaşıklık Matrisi.

durum, modelin verileri etkili bir şekilde ayırt edebildiğini ve uygulama alanında güvenilir sonuçlar üretebildiğini ortaya koymaktadır.

Tablo 4.1'de görüldüğü gibi, 4. senaryoda en yüksek doğruluk oranı elde edilmiş, 3. senaryoda ise en yüksek mAP50 ve mAP50-95 değerlerine ulaşılmıştır. Modelimizin 3. ve 4. senaryolarda daha yüksek başarı sağlaması, modelin iki sınıflı çalışmalarda daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Bu sonuçlar, YOLOv8 modelinin ilk kalıcı azı dişlerinin ektopik erüpsiyon durumlarını tespit ve sınıflandırmada etkili bir araç olabileceğini göstermektedir. Dört sınıflı ve veri artırma yöntemleri kullanarak eğitilen YOLOv8 modeli, test veri kümelerinde 55.76% ile en düşük doğruluk oranına sahip olmuştur. Diğer senaryolarda ise sırasıyla 62.54%, 72.75% ve 71.76% doğruluk oranları elde edilmiştir. Bu sonuçlar, derin öğrenme tabanlı nesne tespiti yöntemlerinin diş hekimliği pratiğinde kullanım potansiyelini açıkça göstermektedir.

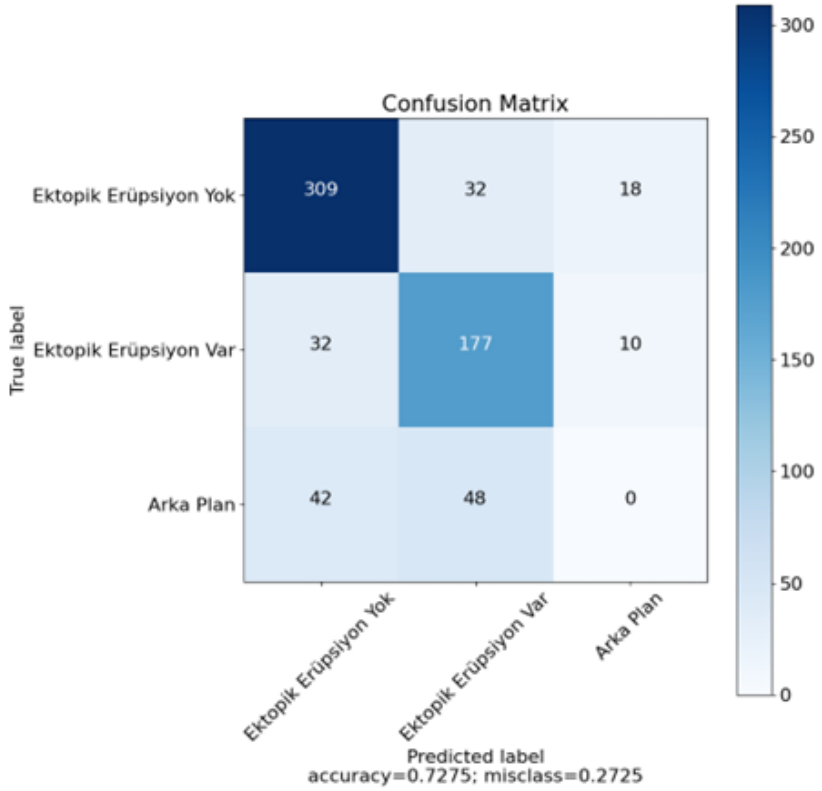
Dört sınıflı senaryolarda, veri artırmanın olmadığı orijinal veri kümesi kullanıldığında daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Bu durum göz önüne alınarak, diğer senaryolarda veri artırma yapılmadan iki sınıflı senaryolar oluşturulmuş ve bu



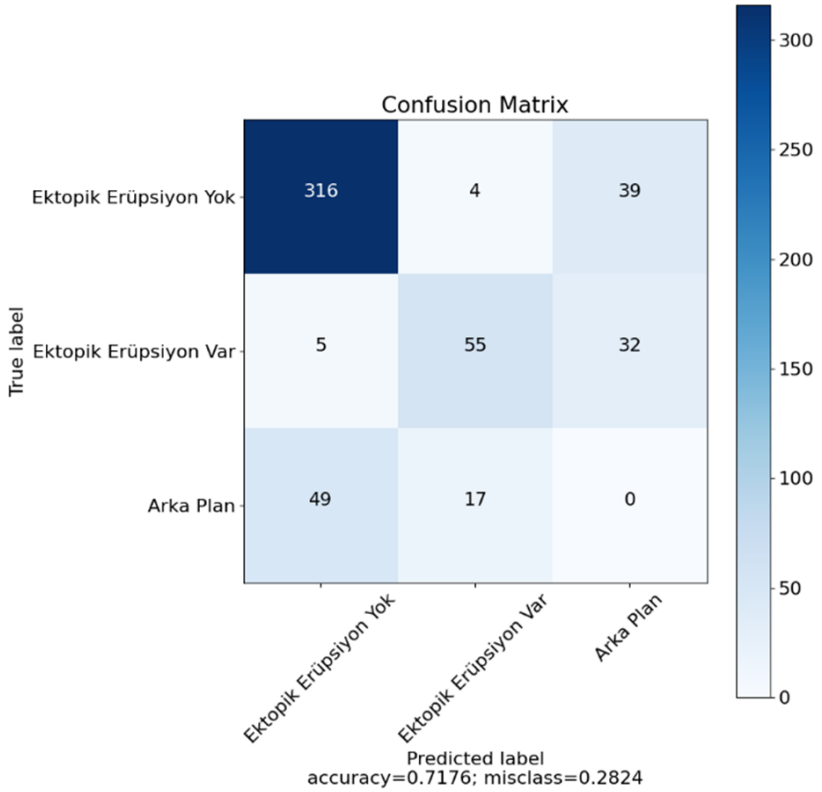
Şekil 4.2 Senaryo 2'e ait Karmaşıklık Matrisi.

da dört sınıflı senaryolara kıyasla daha yüksek başarı sağlamıştır.

Bu çalışmanın bulguları, diş hekimlerine, ektopik erüpsiyon vakalarını tespit ve sınıflandırmada YOLOv8 modelini kullanma konusunda yol gösterici olabilir. Ancak, daha büyük ve çeşitli veri kümeleriyle daha fazla eğitim yapılması ve modelin daha geniş bir hasta popülasyonuna genelleme yapabilme yeteneğinin değerlendirilmesi önemli bir adımdır. Bu çalışma, derin öğrenme tabanlı nesne tespiti yöntemlerinin diş hekimliği alanında gelecekteki uygulamaları için sağlam bir temel oluşturabilir.



Şekil 4.3 Senaryo 3'e ait Karmaşıklık Matrisi.



Şekil 4.4 Senaryo 4'e ait Karmaşıklık Matrisi.

5
SONUÇ

Önerilen çalışma, derin öğrenme yöntemlerinin kullanımını ektopik erüpsiyon bölgelerinin tespiti ve şiddet sınıflandırması üzerine odaklanarak ele almaktadır. Çalışma kapsamında 5-9 yaş aralığındaki 168 çocuğun panoramik röntgen görüntüleri kullanılmış ve bu görüntüler uzman diş hekimleri tarafından ektopik erüpsiyon durumlarına göre (hafif, normal, orta, şiddetli) etiketlenmiştir.

YOLOv8 derin öğrenme modeli kullanılarak yapılan analizlerde dört farklı senaryo oluşturulmuş ve veri artırma teknikleri uygulanmıştır. Çalışmada elde edilen sonuçlar şu şekildedir:

1. Şiddet sınıflandırmasının da dahil edildiği ve veri artırma teknikleri kullanılarak eğitilen model, %55.76 doğruluk oranı ile en düşük performansı göstermiştir.
2. Yine şiddet sınıflandırmasının içerildiği ancak sadece orijinal veri kümesi üzerinden eğitilen modelin doğruluk oranı %62.54 olarak gözlemlenmiştir.
3. Şiddet sınıflandırmasının önemsenmediği, veri kümesinin Ektopik Erüpsiyon var/yok şeklinde düzenlenmiş versiyonunda hafif sınıfının dahil edildiği yaklaşımda %72.75 doğruluk oranı elde edilmiştir.
4. Hafif sınıfının çıkarılıp orta ile şiddetli sınıfların birleştirildiği yaklaşımda ise %71.76 doğruluk oranları elde edilmiştir.

Bu sonuçlar, YOLOv8 modelinin ektopik erüpsiyon bölgelerini tespit etme ve şiddetlerini sınıflandırmada etkili bir araç olduğunu göstermektedir. Çalışma, derin öğrenme yöntemlerinin diş hekimliği alanında teşhis ve sınıflandırma süreçlerine katkı sağlayabileceğini vurgulamaktadır. Derin öğrenme modellerinin kullanımıyla ektopik erüpsiyonların erken teşhisinde ve doğru sınıflandırılmasında önemli bir ilerleme sağlanabileceği öne sürülmektedir.

5.1 Bulguların Yorumu

Elde edilen bulguların diş hekimliği pratiğine birkaç olası katkısı bulunabilir. Ektopik erüpsiyonların erken tespiti, diş hekimlerinin bu durumu daha erken aşamada fark etmelerine ve tedavi planını buna göre şekillendirmelerine olanak tanır. Bu sayede müdahale zamanlaması optimize edilerek olası komplikasyon riskleri azaltılabilir. Ektopik erüpsiyonların şiddetinin doğru bir şekilde sınıflandırılması, diş hekimlerine tedavi stratejilerini belirlemede rehberlik eder. Örneğin, hafif vakalarda müdahale ihtiyacı daha düşük olabilirken, şiddetli vakalarda daha kapsamlı bir tedavi gerekebilir. Derin öğrenme modeli ile elde edilen sınıflandırma sonuçları, her hastanın durumuna özgü tedavi planlarının oluşturulmasına yardımcı olabilir. Bu, hastaların sağlık durumlarına uygun ve etkili tedavi yöntemlerinin belirlenmesine katkı sağlar. Bu tür çalışmalar, diş hekimlerinin eğitim süreçlerinde ve mesleki gelişimlerinde kullanılabilir. Yeni teknolojiler ve derin öğrenme yöntemlerinin kullanımıyla ilgili bilinçlendirme ve eğitim, diş hekimlerinin bu teknolojilerden en iyi şekilde faydalanmalarını sağlayabilir. Bu çalışmalar, gelecekteki araştırma ve geliştirme faaliyetleri için temel oluşturabilir. Yapılan bulgular, ektopik erüpsiyonların anlaşılmasına ve bu alandaki bilimsel ilerlemelere katkıda bulunabilir.

5.2 Modelin Güçlü ve Zayıf Yönleri

Güçlü ve zayıf yönler, modelin ne tür iyileştirmeler gerektirebileceğini ve gelecekteki çalışmalarda hangi alanlara odaklanılması gerektiğini belirlemek açısından önemlidir.

YOLOv8 modelinin kullanımı, nesne tespiti ve sınıflandırma konusunda genellikle yüksek doğruluk ve hız sağlar. Bu model, tek bir geçişte nesneleri tespit edebilir ve gerçek zamanlı uygulamalarda etkili bir şekilde kullanılabilir. Model, birden fazla sınıfın (hafif, orta, şiddetli) aynı anda tespit edilip sınıflandırılabilmesine olanak tanır. Bu özellik, farklı şiddet seviyelerindeki ektopik erüpsiyon bölgelerinin doğru bir şekilde sınıflandırılmasında önemli bir avantaj sağlar. Çalışmada kullanılan veri artırma teknikleri, modelin genelleme yeteneğini artırmaya yardımcı olabilir. Veri kümesindeki çeşitliliği artırarak, modelin daha geniş bir yelpazede durumlarla başa çıkabilmesi sağlanabilir. Modelin diş hekimliği pratiğinde kullanımı, ektopik erüpsiyon bölgelerinin erken teşhisi ve doğru sınıflandırılmasında önemli bir potansiyele sahiptir. Bu, tedavi planlamasının daha etkili ve kişiselleştirilmiş olmasına olanak tanır.

Modelin doğruluk oranları, özellikle ektopik erüpsiyon şiddet sınıflandırması

yapıldığında düşük kalmaktadır. Özellikle şiddetli ve hafif sınıflarının doğru bir şekilde ayırt edilmesi zor olabilir. Çalışmada kullanılan veri kümesinin sınırlamaları, modelin genelleme yeteneğini sınırlayabilir. Veri kümesindeki sınırlı örnekler, modelin farklı varyasyonlarla başa çıkma yeteneğini azaltabilir. Modelin eğitim süreci, daha yüksek doğruluk ve genelleme yeteneği için daha fazla optimizasyon gerektirebilir. Eğitim parametrelerinin dikkatlice ayarlanması ve daha fazla veri artırma tekniği kullanılması, bu zayıf yönleri ele alabilir. Modelin doğruluğu ve performansı, belirli koşullarda ve belirli şiddet seviyelerinde daha iyi çalışabilir. Ancak genel olarak, modelin farklı yaş grupları veya etnik gruplar arasında genelleme yapma yeteneği sınırlı olabilir.

5.3 Çalışmanın Kısıtlamaları ve Gelecek Araştırmalar İçin Öneriler

Çalışmanın sınırlı sayıda çocuk üzerinde yürütülmüş olması ve veri kümesinin küçük olması, modelin genelleme yeteneğini ve uygulanabilirliğini sınırlayabilir. Gelecekte daha büyük ve çeşitli veri kümeleri kullanarak yapılan çalışmalar, modelin performansını iyileştirebilir. Görüntülerin el ile etiketlenmesi sürecindeki hata payı, modelin eğitim ve doğruluk oranlarını etkileyebilir. Etiketleme sürecinde standartların oluşturulması ve uzman diş hekimlerinin bir araya gelerek veri kümesini incelemesi, bu kısıtlamayı azaltabilir. Çalışmada kullanılan veri artırma tekniklerinin etkinliği sınırlı olabilir. Gelecekte daha fazla ve çeşitli veri artırma teknikleri üzerine yapılan araştırmalar, modelin genelleme yeteneğini artırabilir. YOLOv8 modelinin doğruluk oranlarının istenen düzeyde olmaması, modelin başka veri kümelerinde veya farklı yapılandırmalarda test edilmesi gerektiğini göstermektedir. Modelin performansını iyileştirmek için yeni derin öğrenme mimarileri veya optimizasyon tekniklerinin araştırılması gerekebilir.

Daha büyük ve çeşitli veri kümeleri kullanılarak yapılan çalışmalar, modelin genelleme yeteneğini artırabilir ve daha doğru sonuçlar elde edilmesini sağlayabilir. YOLOv8 dışında farklı derin öğrenme modellerinin, özellikle özel diş hekimliği veri kümeleri üzerindeki performanslarının karşılaştırılması ve değerlendirilmesi önemlidir. Farklı mimarilerin, ektopik erüpsiyon teşhis ve sınıflandırmasında sağladığı avantajlar araştırılabilir. Ektopik erüpsiyonun tedavi süreçlerinin uzun vadeli sonuçlarını değerlendiren çalışmalar, tedavi planlamasının geliştirilmesine yardımcı olabilir. Modelin klinik uygulamalarda gerçek dünya performansının doğrulanması için uzun vadeli takipler ve gerçek hastalarla yapılan çalışmalar gereklidir. Farklı yaş grupları, cinsiyetler ve etnik gruplardaki hastalar üzerinde yapılan çalışmalar, modelin genelleyebilme yeteneğini değerlendirebilir. Ayrıca,

ektopik erüpsiyonun farklı şiddet seviyeleri üzerinde yapılan çalışmalar, modelin performansının çeşitli klinik senaryolarda nasıl değiştiğini anlamamıza yardımcı olabilir. Diş hekimliği uygulamalarında özel olarak tasarlanmış metriklerin ve değerlendirme yöntemlerinin kullanılması, modelin performansını daha doğru bir şekilde değerlendirebilir. Örneğin, ektopik erüpsiyonun klinik sonuçlarını ölçen ve tedavi planlamasına rehberlik eden yeni değerlendirme kriterlerinin geliştirilmesi önemlidir.

Bu öneriler doğrultusunda, derin öğrenme yöntemlerinin ektopik erüpsiyonun teşhis ve sınıflandırmasında nasıl daha etkili bir şekilde kullanılabileceği üzerine yapılan gelecek araştırmalar, diş hekimliği uygulamalarında önemli ilerlemelere yol açabilir.

KAYNAKÇA

[1] Hafiz, Z.Z., Ectopic eruption of the maxillary first permanent molar a review and case report. Journal of Dental Health, Oral Disorders Therapy, 2018. 9(9).

[2] Barberia-Leache E, Cruz Suarez-Clu a MC, Saaved - ra-Ontiveros D. Ectopic Eruption of the Maxillary First Permanent Molar: Characteristics and Occurrence in Growing Children. Angle Orthod. 2005; 75:610-615.

[3] Güven Y. Prevalence of ectopic eruption of first permanent molars in a Turkish population. Eur Oral Res. 2018 Jan;52(1):1-5. doi: 10.26650/eor.2018.45227. Epub 2018 Jan 1. PMID: 30574592; PMCID: PMC6300125.

[4] ÖZ, A.Z. Maksiller gömülü kanin dişlerin tanı ve ortodontik tedavisinin 3 boyutlu görüntüleme yöntemi ile değerlendirilmesi. Hacettepe Üniversitesi Sağlık Bilimler Enstitüsü, Ortodonti Doktora Tezi, Ankara, 2012.

[5] Türkçetin, Ayşen. (2019). AKCİĞER KANSERİNİN TESPİT EDİLMESİNDE DERİN ÖĞRENME ALGORİTMALARININ KULLANILMASI. 10.13140/RG.2.2.17991.62885.

[6] Zhu, H., Yu, H., Zhang, F., Cao, Z., Wu, F., Zhu, F. (2022). Automatic segmentation and detection of ectopic eruption of first permanent molars on panoramic radiographs based on nnU-Net. International Journal of Paediatric Dentistry, 32(6), 785-792.

[7] Lee, J. H., Kim, D. H., Jeong, S. N., Kim, J. B., Lee, J. H., Yu, Y. B. (2021). "Application of deep learning algorithms to detect dental caries: A systematic review and meta-analysis." Journal of Dental Sciences, 16(2), 471–478.

[8] Lian, L., Zhu, T., Zhu, F., Zhu, H. (2021). Deep learning for caries detection and classification. Diagnostics, 11(9), 1672.

[9] Reyes, L. T., Knorst, J. K., Ortiz, F. R., Ardenghi, T. M. (2022). Machine learning in the diagnosis and prognostic prediction of dental caries: a systematic review. Caries Research, 56(3), 161-170.

[10] Shi, Y., Ye, Z., Guo, J., Tang, Y., Dong, W., Dai, J., ... You, M. (2024). Deep learning methods for fully automated dental age estimation on orthopantomograms. Clinical Oral Investigations, 28(3), 1-10.

[11] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 779-788).

[12] Sarshar, R., Heydari, M., Noughabi, E. A.(2024). Convolutional Neural Networks Towards Facial Skin Lesions Detection. arXiv preprint arXiv:2402.08592.

[13] Terven, J., Cordova-Esparza, D. (2023). A comprehensive review of YOLO: From YOLOv1 to YOLOv8 and beyond. arXiv preprint arXiv:2304.00501.

[14] Sivari E, Senirkentli GB, Bostanci E, Guzel MS, Acici K, Asuroglu T. Deep Learning in Diagnosis of Dental Anomalies and Diseases: A Systematic Review. Diagnostics (Basel). 2023 Jul 27;13(15):2512. doi: 10.3390/diagnostics13152512. PMID: 37568875; PMCID: PMC10416832.

[15] Ünsal, Ü., Adem, K. (2023). Diş Görüntüleri Üzerinde Görüntü İşleme ve Derin Öğrenme Yöntemleri Kullanılarak Çürük Seviyesinin Sınıflandırılması. Uluslararası Sivas Bilim Ve Teknoloji Üniversitesi Dergisi, 2(2), 30-53.

[16] Karakurt, M., İşeri, İ. (2022). Patoloji Görüntülerinin Derin Öğrenme Yöntemleri İle Sınıflandırılması. Avrupa Bilim Ve Teknoloji Dergisi(33), 192-206. https://doi.org/10.31590/ejosat.1011091.

[17] Toğaçar, M., Ergen, B., Sertkaya, M. E. (2019). Zatürre Hastalığının Derin Öğrenme Modeli ile Tespiti. Firat University Journal of Engineering Science, 31(1).

[18] Aslan, M. (2021). Derin Öğrenme ile Şeftali Hastalıkların Tespiti. Avrupa Bilim Ve Teknoloji Dergisi(23), 540-546. https://doi.org/10.31590/ejosat.883787.

[19] Bochkovskiy, A., Wang, C. Y., Liao, H. Y. M. (2020). YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. arXiv preprint arXiv:2004.10934.

[20] Tirali, E., Yalçınkaya Erdemci, Z., Çehreli, B. (2011). Sürme anomalileri. Gazi Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Dergisi, 28(3), 217-223.

[21] Deniz Sıla Özdemir, Halenur Altan. Ectopic eruption of permanent first molar teeth. Yeditepe J Dent. 2021; 17(1): 68-74.

[22] Akın, E. ve Şahin, ME (2024). Derin Öğrenme ve Yapay Sinir Ağı Modelleri Üzerine Bir İnceleme. EMO Bilimsel Dergisi, 14(1), 27-38.

[23] Tim Dettmers, —Özetle Derin Öğrenme: Tarih ve Eğitim Paralel Forall,‖ 2015. [Çevrimiçi]. Mevcut: https://devblogs.nvidia.com/parallelforall/deeplearning-nutshell-history-training/. [Erişim: 20-Mar-2017].

[24] A. Şeker, B. Diri ve HH Balık, "Derin Öğrenme Yöntemleri Ve Uygulamaları Hakkında Bir İnceleme", GJES , cilt. 3, hayır. 3, s. 47–64, 2017.

[25] Alpaydın, E.,(2010). Introduction to Machine Learning, Massachusetts Institute of Technology, United States of America.

[26] Shalev-Shwartz, S., and Ben-David, S., (2014). Understanding Machine Learning:From Theory to Algorithms, Cambridge University Press, Cam.

[27] R.S. Sutton, A. G. Barto, Reinforcement Learning:An Introduction.The MITPress, 2014, 2015.

[28] S.Albawi, T. A. Mohammed, S. Al-Zawi, "Understanding of a convolutionalneural network," in2017 International Conference on Engineering and Technol-ogy (ICET), IEEE, 2017, pp. 1–6.

[29] T. Mikolov, "Recurrent neural network based language model," in Interspeech, 2010.

[30] Kaygusuz, K. (ed) (2023). Interdisciplinary Studies on Contemporary Research Practices in Engineering in the 21st Century-V. Özgür Publications. DOI: https://doi.org/10.58830/ozgur.pub389. License: CC-BY-NC 4.0.

[31] Y. Bengio, "Learning Deep Architectures for AI," Found. Trends® Mach. Learn., vol. 2, no. 1, pp. 1–127, 2009.

[32] D. P. Kingma and M. Welling, "Auto-Encoding Variational Bayes," Dec. 2013.

[33] A. Krizhevsky and G. E. Hinton, "Using Very Deep Autoencoders for Content Based Image Retrieval," in European Symposium on Artificial Neural Networks, 2011, pp. 489–494.

[34] G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov, "Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks," Science (80-.)., vol. 313, no. 5786, pp. 504–507, Jul. 2006.

[35] Dabbagh, B., Ectopic Eruption of the Maxillary First Permanent Molar: Rate and Predictive Factors of Self-correction and Survey of Specialists Attitudes Regarding Intervention. 2013.

[36] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory," in Neural Computation, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, 15 Nov. 1997, doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.

[37] R. Salakhutdinov, G. Hinton, “Deep boltzmann machines,” inProceedings of theTwelth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, D. vanDyk, M. Welling, Eds., ser. Proceedings of Machine Learning Research, vol. 5, Hilton Clearwater Beach Resort, Clearwater Beach, Florida USA: PMLR, 16–18Apr 2009, pp. 448–455. [Online]. Available: https://proceedings.mlr.press/v5/salakhutdinov09a.html.

[38] SEKER, S. E. (2015). Doğal Dil İşleme (Natural Language Processing). YBS Ansiklopedi, 2(4), 14-31.

[39] Adalı, E. (2016). Doğal Dil İşleme. Türkiye Bilişim Vakfı Bilgisayar Bilimleri Ve Mühendisliği Dergisi, 5(2).

[40] Daş, R., Polat, B. ve Tuna, G. (2019). Derin ile Öğrenme Resim ve Videolarda Nesnelerin Tanınması ve Takibi. Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 31(2), 571-581. https://doi.org/10.35234/fumbd.608778

[41] ZkTeco Türkiye. "Biyometrik Yüz Tanıma Sistemi Nedir?". Erişim: 2020. https://zkteco.com.tr/blog/biyometrik-okuyucu/biyometrik-yuz-tanima-sistemi-nedir.

[42] Biyometri. "Biyometri". Erişim: 4 Eylül 2024. https://tr.wikipedia.org/wiki/Biyometri.

[43] Eldem, A., Eldem, H., Palalı, A. (2017). Görüntü işleme teknikleriyle yüz algılama sistemi geliştirme. Bitlis Eren Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, 6(2), 44-48.

[44] ÇEKEREK, E., KANDİLLİ, İ., KUNCAN, M. (2020). Yeraltı metro hatlarında video analiz yöntemiyle olay algılama kontrolünün gerçekleştirilmesi. El-Cezeri, 7(3), 1025-1038.

[45] Hanbay, K. ve Üzen, H. (2017). Nesne tespit ve takip metotları: Kapsamlı bir derleme. Türk Doğa Ve Fen Dergisi, 6(2), 40-49.

[46] Karel. "Hareket Algılama Nedir ve Nasıl Çalışır?". Erişim: 2024. https://www.karel.com.tr/blog/hareket-algilama-nedir-ve-nasil-calisir.

[47] Tüfekçi, M., Karpat, F. (2019, July). Derin Öğrenme Mimarilerinden Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN) Üzerinde Görüntü İşleme-Sınıflandırma Kabiliyetininin Arttırılmasına Yönelik Yapılan Çalışmaların İncelenmesi. In International Conference on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (pp. 28-31).

[48] Eker, A.G., Duru, N. (2021). Medikal Görüntü İşlemede Derin Öğrenme Uygulamaları. Acta Infologica, 5(2), 459-474. https://doi.org/10.26650/acin.927561

[49] Dokuz, Yeşim Tüfekci, Zekeriya. (2020). Ses Tanıma için Derin Öğrenme Mimarileri Üzerine Derleme. European Journal of Science and Technology. 169-176. 10.31590/ejosat.araconf22.

[50] Yalçın, N. (2008). Konuşma Tanima Teorisi ve Teknikleri. Kastamonu Education Journal, 16(1), 249-266.

[51] Efe, A. (2024). Oyun Teorisi Perspektifinden Bilgisayar Oyunlarında Yapay Zekâ Kullanımı Üzerine Bir Değerlendirme. İstanbul Gelişim Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 11(1), 422-441. https://doi.org/10.17336/igusbd.927479.

[52] Kaya, U., Yılmaz, A., Dikmen, Y. (2019). Sağlık Alanında Kullanılan Derin Öğrenme Yöntemleri. Avrupa Bilim Ve Teknoloji Dergisi(16), 792-808. https://doi.org/10.31590/ejosat.573248.

[53] Hoşgör, H., Güngördü, H. (2022). Sağlıkta Yapay Zekanın Kullanım Alanları Üzerine Nitel Bir Araştırma. Avrupa Bilim Ve Teknoloji Dergisi(35), 395-407. https://doi.org/10.31590/ejosat.1052614.

[54] Sunarti, S., Rahman, F. F., Naufal, M., Risky, M., Febriyanto, K., Masnina, R. (2021). Artificial intelligence in healthcare: opportunities and risk for future. Gaceta sanitaria, 35, S67-S70.

[55] Nadimpalli, M. (2017). Artificial intelligence risks and benefits. International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology, 6(6).

[56] Bingöl, MS, Kaymak, Ç. ve Uçar, A. (2019). Derin Kullanarak Öğrenme Otonom Araçların İnsandan Öğrenmesi. Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 31(1), 177-185.

[57] Nikbay K. Otonom araçların güzergah takibi için bir uygulama. Yüksek Lisans Tezi, Okan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2015.

[58] Yiğit, E., ONER, A. E., Yöntem, O. (2020). Otonom Araçların Otomotiv Sektörüne Etkileri ve Beraberinde Getirdiği Yenilikler. Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi, 181-186.

[59] Ceyhan, İ. F. (2023). Finans Alanında Makine ve Derin Öğrenmenin Kullanılması: Lisansüstü Tezlerde Sistematik Literatür Taraması. İnsan Ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi, 12(3), 2187-2209. https://doi.org/10.15869/itobiad.1329889.

[60] Yıldız, A. (2022). Finans Alaninda Yapay Zeka Teknolojisinin Kullanimi: Sistematik Literatür İncelemesi. Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, (52), 47-66.

[61] Palanivel, N., Deivanai, S., Sindhuja, B. (2023, November). The Art of YOLOv8 Algorithm in Cancer Diagnosis using Medical Imaging. In 2023 International Conference on System, Computation, Automation and Networking (ICSCAN) (pp. 1-6). IEEE.

[62] Ultraliytics. "Ultraliytics". Erişim: 2024. https://docs.ultralytics.com/tr.

[63] M. Safaldin, N. Zaghden and M. Mejdoub, "An Improved YOLOv8 to Detect Moving Objects," in IEEE Access, vol. 12, pp. 59782-59806, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3393835.

[64] Miraç Öztürk. "Çapraz Doğrulama Teknikleri". Erişim: 21 Ocak 2023. https://miracozturk.com/capraz-dogrulama-teknikleri-cross-validation/

[65] U. Nepal, H. Eslamiat, Comparing YOLOv3, YOLOv4 and YOLOv5 for au tonomous landing spot detection in faulty UAVs, Sensors 22 (2) (2022) 464.

[66] Yuzkat, Mecit ; Ilhan, Hamza Osman ; Aydin, Nizamettin. / Detection of sperm cells by single-stage and two-stage deep object detectors. In: Biomedical Signal Processing and Control. 2023 ; Hac. 83.

[67] Nesne Algılama ve Sınıflandırma: "Gunaytemur 2024, hafta 4" [Erişim Linki: http://www.gunaytemur.com].

[68] Kumrular, R. K. Polat, A. (2021). Klinik Uygulamalarda İleri Biyomedikal Görüntüleme Teknolojileri. Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi, (23), 207-221.

[69] Habek GC, Tasdemır S, Basciftci F, Yılmaz A. Transfer Derin Öğrenme Teknikleri ile Görüntü Sınıflandırmada Aktivasyon Fonksiyonlarının Performans Üzerindeki Etkisi. Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Ve Mühendislik Bilimleri Dergisi. April 2024;24(2):294-307. doi:10.35414/akufemubid.1334098.

[70] Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R. et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. Nature 542, 115–118 (2017). https://doi.org/10.1038/nature21056

[71] Lundervold AS, Lundervold A. An overview of deep learning in medical imaging focusing on MRI. Z Med Phys. 2019 May;29(2):102-127. doi: 10.1016/j.zemedi.2018.11.002. Epub 2018 Dec 13. PMID: 30553609.

[72] Ultralytics. "Ultralytics x Paperspace: Ortaklık Yoluyla Nesne Algılama Yeteneklerinin Geliştirilmesi". Erişim: 21 Mart 2023. https://www.ultralytics.com/tr/blog/ultralytics-x-paperspace-advancing-object-detection-capabilities-through-partnership.

[73] Medium. "Yolov8 — You Look Only Once — Kullanarak Kendi Veri Setinizi Nasıl Eğitirsiniz ?". Erişim: 24 Mart 2023. https://medium.com/@ilhnsevval/yolov8-you-look-only-once-kullanarak-kendi-veri-setinizi-nasıl-eğitirsiniz-2baf878795d4.

[74] Mesut Pişkin. "Nesne Tespiti ve Nesne Tanıma Süreçleri". Erişim: 2010-2023. https://mesutpiskin.com/blog/nesne-tespiti-ve-nesne-tanima.html

[75] turhost.com. "Makine Öğrenmesi (Machine Learning) Nedir?". Erişim: 26 Kasım 2021. https://www.turhost.com/blog/makine-ogrenmesi-machine-learning-nedir/.

[76] M. Yüzkat, H. O. Ilhan and N. Aydın, "Morphological Classification of Low Quality Sperm Images Using Deep Learning Networks," 2020 Medical Technologies Congress (TIPTEKNO), Antalya, Turkey, 2020, pp. 1-4, doi: 10.1109/TIPTEKNO50054.2020.9299318.

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR

Konferans Bildirisi

1. E. Turunç, S. Arslan, H. O. Ilhan and Y. Yaşa, "Derin Öğrenme Yöntemleri ile Ektopik Erüpsiyon bölgelerinin tespiti ve şiddet sınıflandırması," 2024 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA), Istanbul, Turkiye, 2024, pp. 1-5, doi: 10.1109/HORA61326.2024.10550499.