

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ**

**Y****APAY ZEKÂ DESTEĞİ İLE**

**PANORAMİK DİŞ RÖNTGENLERİNDE**

**DENTAL BULGULARIN TESPİTİ**

**PROJE YAZARI**

İrem Selen - 170421027

Ümmügülsüm Erol – 170421016

**BİTİRME PROJESİ**

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü

**DANIŞMAN**

Doç. Dr. Ayşe Berna Altınel

İSTANBUL, 2025

logo, yazı tipi, simge, sembol, grafik içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ**

**YAPAY ZEKÂ DESTEĞİ İLE**

**PANORAMİK DİŞ RÖNTGENLERİNDE**

**DENTAL BULGULARIN TESPİTİ**

**PROJE YAZARI**

İrem Selen - 170421027

Ümmügülsüm Erol – 170421016

**BİTİRME PROJESİ**

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü

**DANIŞMAN**

Doç. Dr. Ayşe Berna Altınel

İSTANBUL, 2025

**MARMARA ÜNİVERSİTESİ**

**TEKNOLOJİ FAKÜLTESİ**

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ**

Marmara Üniversitesi Teknoloji Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Öğrencileri İrem Selen ve Ümmügülsüm Erol tarafından “**YAPAY ZEKÂ DESTEĞİ İLE PANORAMİK DİŞ RÖNTGENLERİNDE DENTAL BULGULARIN TESPİTİ**” başlıklı proje çalışması, 19.06.2025 tarihinde savunulmuş ve jüri üyeleri tarafından başarılı bulunmuştur.

**Jüri Üyeleri**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Doç.Dr. Öğr. Üyesi Ayşe Berna Altınel  Marmara Üniversitesi | **(Danışman)** | (İMZA)………….. |
| Dr. Öğr. Üyesi Neşe Özdemir  Marmara Üniversitesi | (Üye) | (İMZA)………….. |
| Arş. Gör. Nursaç Kurt  Marmara Üniversitesi | (Üye) | (İMZA)………….. |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

**ÖNSÖZ**

Proje çalışmamız süresince karşılaştığımız bütün problemlerde, sabırla yardım ve bilgilerini esirgemeyen, tüm desteğini sonuna kadar yanımızda hissettiğimiz değerli hocalarımız, sayın Doç. Dr. Ayşe Berna Altınel Girgin’e ve Arş. Gör. Dr. Abdulsamet Aktaş’a en içten teşekkürlerimizi sunarız.

**İçindekiler**

[1. GİRİŞ 1](#_Toc201187430)

[1.1. Proje Çalışmasının Amacı ve Önemi 1](#_Toc201187431)

[2. DİŞ RÖNTGEN GÖRÜNTÜLERİNİN SINIFLANDIRILMASINDA MAKİNE ÖĞRENMESİ UYGULAMALARI 2](#_Toc201187432)

[3. VERİ SETLERİ 4](#_Toc201187433)

[3.1. Dental Radiography Veri Seti 4](#_Toc201187434)

[3.2. Dental X-Ray Panoramic Dataset Veri Seti 4](#_Toc201187435)

[4. KULLANILAN YÖNTEM 5](#_Toc201187436)

[4.3. Hazır Model Kullanımı 6](#_Toc201187437)

[5. BULGULAR VE TARTIŞMA 9](#_Toc201187438)

[5.1. Dental Radiography Veri Seti Deney ve Sonuçları 9](#_Toc201187439)

[5.2. Dental X-Ray Panoramic Dataset Veri Seti Deney ve Sonuçları 11](#_Toc201187440)

[5.3. Veri Seti Filtreleme 13](#_Toc201187441)

[5.5. Sınıf Sayısının Performansa Etkisi 14](#_Toc201187442)

[5.6. Eğitim Metriklerinin Performansa Etkisi 16](#_Toc201187443)

[5.6.1. Optimizer Etkisi 16](#_Toc201187444)

[5.6.2. Model etkisi 16](#_Toc201187445)

[6. SONUÇLAR 18](#_Toc201187446)

[Tablo 6.1 Model Konfigürasyon Karşılaştırması 22](#_Toc201187447)

**ÖZET**

**YAPAY ZEKÂ DESTEĞİ İLE PANORAMİK DİŞ RÖNTGENLERİNDE DENTAL BULGULARIN TESPİTİ**

Bu proje çalışmasında, panoramik dental röntgen görüntülerinde hastalık tespiti için CNN ve YOLO algoritmaları kullanılarak derin öğrenme modelleri geliştirilmiştir. Çalışmada iki farklı veri seti ile çeşitli model mimarileri test edilerek performansları karşılaştırılmıştır. İlk aşamada 31 sınıflı Dental X-Ray Panoramic Dataset ile eğitilen modellerin yetersiz performans göstermesi üzerine, sınıf sayısı klinik öneme göre 5'e, daha sonra 4'e indirilerek odaklanılmıştır. Çalışma sürecinde CNN modelinin tek nesne tespiti sınırlaması nedeniyle, çoklu nesne tespitinde daha başarılı olan YOLO algoritmasına geçilmiştir. Görüntü kalitesini artırmak için CLAHE tekniği uygulanmış ve YOLOv8'den YOLOv11-seg modeline geçilerek segmentasyon yetenekleri geliştirilmiştir. En iyi performans, YOLOv11-medium-seg modeli ile 4 sınıf (Çürük, Dolgu, İmplant, Kanal Tedavisi, Gömülü Diş) üzerinde %85.57 mAP@50 değeri ile elde edilmiştir. Başlangıçtaki 31 sınıflı modele kıyasla genel mAP50 değerinde %149.85'lik bir iyileşme sağlanmıştır. Sonuçlar, dental radyolojide yapay zekâ destekli otomatik tanı sistemlerinin geliştirilmesi için umut verici bulgular sunmaktadır.

**Anahtar Kelimeler:** Dental radyoloji, derin öğrenme, YOLO, panoramik röntgen, hastalık tespiti, nesne segmentasyonu

**Haziran, 2025 İrem Selen, Ümmügülsüm Erol**

**ABSTRACT**

**AI-ASSISTED DETECTION OF DENTAL FINDINGS IN PANORAMIC DENTAL RADIOGRAPHS**

In this project, deep learning models were developed using CNN and YOLO algorithms for disease detection in panoramic dental radiographs. Various model architectures were tested with two different datasets and their performances were compared. Initially, models trained with 31-class Dental X-Ray Panoramic Dataset showed insufficient performance, leading to a reduction in class numbers to 5, and subsequently to 4, focusing on clinical importance. Due to CNN model's limitation in single object detection, the study transitioned to YOLO algorithm, which demonstrated superior performance in multi-object detection. CLAHE technique was applied to enhance image quality, and segmentation capabilities were improved by transitioning from YOLOv8 to YOLOv11-seg model. The best performance was achieved with YOLOv11-medium-seg model on 4 classes (Caries, Filling, Implant, Root Canal Treatment, Impacted Tooth) with 85.57% mAP@50 value. Compared to the initial 31-class model, an improvement of 149.85% was achieved in overall mAP50 value. The results present promising findings for the development of AI-assisted automatic diagnosis systems in dental radiology.

**Keywords:** Dental radiology, deep learning, YOLO, panoramic radiograph, disease detection, object segmentation

**June, 2024 İrem Selen, Ümmügülsüm Erol**

**KISALTMALAR**

**CUDA :** Compute unified device architecture

**CNN :** Convolutional Neural Networks

**YOLO :** You Only Look Once

**GPU :** Graphical processing unit

**CPU :** Central processing unit

**AI :** Artıfıcıal Intellıgence

**R-CNN :** Region-based Convolutional Neural Networks

**FDA :** Food and Drug Administration

**BBOX :** Bounding Box

**ING :** İngilizce

**IoU :** Intersection over Union

**OpenCL :** Open computing language

**PTX :** Parallel thread execution

**SDK :** Software Development Kit

**SRAM :** Static random-access memory

**SIMD :** Single instruction multiple data

**STORM :** Stochastic optical reconstruction microscopy

**mAP50 :** Mean Average Precision at IoU threshold 0.5

**CLAHE :** Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization

**ŞEKİL LİSTESİ**

[**Şekil 3.1.1** Dental Radiography veri seti örnek görüntüler 4](#_Toc201189753)

[**Şekil 3.2.1** Dental X-Ray Panoramic Dataset veri seti örnek görüntüler 5](#_Toc201189754)

[**Şekil 4.2.1** CLAHE uygulanmamış ve uygulanmış görüntü karşılaştırması 6](#_Toc201189755)

[**Şekil 4.3.1** dental Computer Vision Project test sonucu 7](#_Toc201189756)

[**Şekil 5.1.1** Model v.2’nin dışarıdan bir veriyle yapılmış test sonuçları 11](#_Toc201189757)

[**Şekil 5.2.1** Modelin rastgele iki test verisi üzerindeki çıktıları 12](#_Toc201189758)

[**Şekil 5.2.2** Modelin sınıf bazlı performans metrikleri 12](#_Toc201189759)

[**Şekil 5.4.1** Veri seti üzerinde etiket tutarsızlığı örneği 14](#_Toc201189760)

[**Şekil 5.5.1** Veri seti örneği 15](#_Toc201189761)

[**Şekil 5.5.2** 5 sınıf ve 4 sınıf karşılaştırma grafiği 15](#_Toc201189762)

[**Şekil 5.6.1.1** Adam ve auto optimizer karşılaştırma grafiği 16](#_Toc201189763)

[**Şekil 5.6.2.1** YOLOv11-large-seg ve YOLOv8-large-seg karşılaştırma grafiği 17](#_Toc201189764)

[**Şekil 6.1** Eğitilen modellerin karşılaştırılması 21](#_Toc201189765)

[**Şekil 6.2** Modelin tahminlerinin görselleştirilmesi 23](#_Toc201189766)

**TABLO LİSTESİ**

[**Tablo 5‑1** İlk modelin performans metrikleri 10](#_Toc201201552)

[**Tablo 6‑1** Model Konfigürasyon Karşılaştırması 22](#_Toc201201553)

[**Tablo 6‑2** Performans Metrikleri Karşılaştırması 22](#_Toc201201554)

[**Tablo 6‑3** Model karşılaştırması 23](#_Toc201201555)

# GİRİŞ

Herkesin hayatında en az bir kere deneyimlediği diş rahatsızlıkları birçok insanın günlük yaşantısını olumsuz etkilemektedir. Hastaların randevu bulamama, yanlış/eksik teşhislere maruz kalma, fiziki ve coğrafi yetersizlikler gibi sebeplerle mağdur olduğu birçok durum karşımıza çıkmaktadır. Yapay zekâ çağı olarak nitelendirdiğimiz günümüz koşullarında her yanımız yapay zekâ araçlarıyla çevrili; yapay zekâ destekli uygulamalar, yapay zekâ destekli projeler, günlük hayatımızdan profesyonel iş hayatımıza kadar yaşantımızın bir parçası haline gelmiş durumdadır. Kimi zaman basit gündelik ihtiyaçlarımızı kolaylaştıran yapay zekâ kimi zaman da teknolojik gelişmeler için bize kapıyı açan bir yol gösterici olmaktadır.

Teknolojik ilerlemenin öneminin en kritik olduğu alanlardan biri olan sağlık alanına da her geçen gün önemli yenilikler gelmektedir, buna rağmen devam eden ve ihtiyaç duyulan çalışmaların ihtiyacı ciddi ölçüde fazladır. Röntgen görüntülerinden hastalık tespiti birçok sağlık dalında hakkında çalışmalar yürütülen bir alandır. Beyin, iç organlar vb. röntgen çalışmalarıyla yapılan tümör, hastalık gibi durumların teşhisi konusunda yapılan çalışmalar oldukça popülerdir. Diş röntgenleriyle yapılan benzer çalışmalar bu alanlara göre daha az sayıdadır. Bu çalışmalarda diş röntgenlerini sınıflandırırken sınıflama işlemlerinin yanı sıra diş segmentasyonu yapmak dişlerin radyografik görüntülerde tanımlanması ve klinik teşhisler için konum bilgisi sağladığından ağız sağlığı alanında kritik bir öneme sahiptir [1].

Ayrıca bu çalışmalar işinde yetkin diş hekimlerinin iş yükünü azaltarak gerek hastaların muayene kalitesini arttırmak gerek gelecek çalışmalar ve bunların sağlayacağı teknolojik gelişmeleri hızlandırmak konusunda oldukça önemli bir potansiyele sahiptir.

## Proje Çalışmasının Amacı ve Önemi

Diş röntgen görüntülerinden hastalıkların yapay zekâ ile sınıflandırılması projesi, diş hekimliği alanında teşhis ve tedavi süreçlerinde önemli bir teknolojik gelişim sunmayı hedeflemektedir. Bu çalışma, panoramik diş röntgenlerinde çürük, dolgu, kanal tedavisi, gömülü diş ve implant gibi dental durumların otomatik tespiti ve sınıflandırılması için yapay zekâ algoritmaları kullanmaktadır.

Günümüzde diş hekimleri yoğun klinik ortamlarda sınırlı süreler içerisinde hizmet vermek durumundadır. Bu proje, hekimlerin iş yükünü iyileştirerek tanı koyma sürecini hem hızlandırmayı hem de doğruluk oranını artırmayı öncelikli hedef olarak belirlemiştir. Yapay zekâ destekli otomatik analiz sistemi, klinik verimliliği artırırken diş hekimlerinin iş yükünü de azaltacaktır.

Projenin diğer bir adımı ise bir diş röntgeni veri tabanının oluşturulmasıdır. Bu doğrultuda şimdiye kadar 100'den fazla diş röntgeni toplanmış olup, uzman görüşleri doğrultusunda etiketleme çalışmaları sürdürülmektedir.

# DİŞ RÖNTGEN GÖRÜNTÜLERİNİN SINIFLANDIRILMASINDA MAKİNE ÖĞRENMESİ UYGULAMALARI

Tıbbi görüntülerin analizi ve sınıflandırılması, makine öğrenmesi ve derin öğrenme tekniklerinin sağlık alanında başarıyla uygulandığı önemli bir alan haline gelmiştir. Diş röntgenleri üzerinde yapılan çalışmalar, diş hekimlerine tanı koymada yardımcı olmak, iş yükünü azaltmak ve teşhis doğruluğunu artırmak amacıyla giderek yaygınlaşmaktadır.

Zeng ve arkadaşları, tıbbi görüntülerden otomatik teşhis raporu oluşturma amacıyla bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. Anlamsal Füzyon Ağı (SFNet) olarak adlandırdıkları modelleri, lezyon alanı tespiti ve tıbbi görüntü teşhisi için ayrı modellerden oluşmaktadır. Bu yaklaşım, lezyon tespiti, patolojik bilgi çıkarımı ve rapor oluşturma görevlerini eş zamanlı olarak gerçekleştirmeyi sağlamaktadır. Çalışma kapsamında, Çin'deki Chongqing hastanesinden 25.659 hastanın ultrason görüntüleri ve raporları kullanılmış, ayrıca 7.470 X-ışını görüntüsü içeren Open-i veri kümesinden de yararlanılmıştır [2].

Ünsal ve Adem, panoramik diş röntgenlerinde diş çürüklerinin tespit edilmesi için derin öğrenme yöntemlerini kullanan bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. Çalışmada, çürük dişler tedavi yöntemlerine göre dolgu, kanal ve köprü sınıflarına ayrılmıştır. Model performansını artırmak için görüntülere luv-v kanalı ve adaptif histogram eşitleme ön işlemleri uygulanmıştır. Veri seti olarak 553 hastanın panoramik diş röntgenleri kullanılmıştır. Derin öğrenme modellerinden Faster-R-CNN ve Yolov5 karşılaştırılmış, en başarılı sonuçların Yolov5 modeliyle elde edildiği görülmüştür. Dolgu ve kanal görüntülerinde %98, köprü görüntülerinde ise %85 doğruluk oranına ulaşılmıştır [3].

Suryani ve arkadaşları, diş panoramik röntgen görüntülerindeki nesneleri tespit etmek amacıyla Mask R-CNN modelini kullanmışlardır. Çalışma, diş radyografik yorumlamanın zaman alıcı ve hataya açık sürecini kolaylaştırmayı hedeflemiştir. Veri seti olarak, İran'daki Noor Tıbbi Görüntüleme Merkezi'nden alınan 116 hastanın anonimleştirilmiş panoramik diş röntgenleri kullanılmıştır. Eğitim için 110, test için 6 görüntü kullanılan çalışmada, model panoramik diş görüntüsündeki nesneleri %91-%96 güven seviyesinde tespit edebilmiştir [4].

Hasnain ve arkadaşları, diş radyografilerinin otomatik analizi için konvolüsyonel sinir ağları (CNN) kullanan bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. X-ışını görüntüleri "Normal" ve "Etkilenmiş" olarak iki sınıfa ayrılarak model geliştirilmiştir. Veri seti olarak İran'daki Noor Tıbbi Görüntüleme Merkezi'nden alınan yüzden fazla hastanın anonimleştirilmiş panoramik diş röntgenleri kullanılmıştır. Model, eğitim sürecinde %94.80, test aşamasında ise %97.87 doğruluk değeri elde etmiştir. Bu sonuçlar, aynı veri üzerinde test edilen VGG-16 ve ResNet modellerinden daha iyi performans göstermiştir [5].

Schwendicke ve arkadaşları, diş görüntü teşhisi için CNN kullanımını kapsayan sistematik bir inceleme sunmuşlardır. 2000 yılından 2019 yılına kadar yayınlanan çalışmaları kapsayan bu incelemede, CNN'lerin diş hekimliğindeki uygulamaları, kullanılan yöntemler ve CNN performansının insan uzmanlarla karşılaştırılması ele alınmıştır. İncelemede, veri kümesi boyutlarının 10 ile 5.166 görüntü arasında değiştiği (ortalama 1.053 görüntü) belirtilmiştir. En yaygın kullanılan görüntü türü panoramik radyografiler olmuştur. En sık karşılaşılan uygulamalar, %77-%98 doğruluk oranıyla diş sınıflandırması ve %82-%89 doğruluk oranıyla çürük lezyonların tespitidir. CNN'leri insan uzmanlarla karşılaştıran on iki çalışmadan üçü CNN'lerin daha iyi, yedisi benzer, biri ise daha kötü performans gösterdiğini bulmuştur [6].

Günümüzde, diş hekimliğinde kullanılan FDA onaylı Overjet ve Pearl gibi yapay zeka platformları dikkat çekmektedir. Overjet, Time dergisinin "2024 yılının en iyi icatları" yazısında kendine yer bulmuş olup, çürükleri kırmızıyla, açıkta kalan sinirleri morla işaretleyerek diş röntgenlerini hastalar için anlaşılır kılmaya yardımcı olmaktadır. Pearl ise makine öğrenmesi ve bilgisayar görüşünü temel alan dental yapay zeka çözümleri sunmaktadır [7, 8].

# VERİ SETLERİ

## Dental Radiography Veri Seti

Toplamda 1269 adet görsel veri ve 3 adet annotations dosyasından oluşan bu veri seti train, validation ve test olarak klasörlere ayrılmıştır. Eğitim için kullandığımız bu veri setinde 4 adet sınıf bulunmaktadır. Bunlar: Implant, Fillings (Dolgular), Impacted tooth (Gömülü diş) ve Cavity (Çürük) sınıflarıdır. Veri setine ait örnek görüntüler Şekil 3.1.1’de gösterilmiştir.

ekran görüntüsü, sanat, yansıma, derin düşünme içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

**Şekil 3.1.1** Dental Radiography veri seti örnek görüntüler

Her bir klasörün altında o klasöre ait \_annotations.csv dosyası bulunmaktadır. Bu dosya görsellere ait bilgiler içeren 8 adet kolona sahiptir. Filename şeklinde temsil edilen ilk kolon dosya isimlerini gösterirken, width ve height değerleri kullanılan görsellerin genişlik ve yüksekliğinin kaç piksel olduğunu verir. Bu veri seti için bu değerler her görselde aynıdır fakat veri setinde hem sınıflandırma hem de nesne tespiti amaçlandığı için xmin (nesnenin en soldaki koordinatı), ymin (nesnenin en üst noktasının koordinatı), xmax (nesnenin en sağının koordinatı), ymax (nesnenin en alt noktasının koordinatı) değişkenleriyle ifade edilen nesneye ait koordinatların normalize edilmesi için bu asıl boyut gereklidir. Class kolonunda ise görsel verinin ait olduğu sınıf, metin türünde belirtilmektedir.

## Dental X-Ray Panoramic Dataset Veri Seti

Toplamda 13376 görüntüden oluşan veri seti YOLO için test, train ve valid olmak üzere üç klasöre ayrılmıştır. Bu veri setinde çürük, kron, dolgu, implant gibi 31 farklı sınıf vardır.

Validation veri setinde 2871 görüntü ve bu görüntülerin içinde bu sınıflara ait toplam 27141 örnek vardır. Bu örneklerin büyük bir bölümü (10058) dolgu örneklerinden oluşmaktadır. Onu 5859 örnek ile gömülü diş ve 3777 örnekle kanal tedavisi izlemektedir. Günlük hayatta en sık karşılaşılan durumlar olduğu için bu örneklere görüntülerde daha fazla rastlanmıştır. Şekil 3.2.1’de veri setine ait örnek bazı görüntüler ve gösterilmektedir.

ekran görüntüsü, tıbbi görüntüleme, röntgen filmi içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

**Şekil 3.2.1** Dental X-Ray Panoramic Dataset veri seti örnek görüntüler

Veri seti klasörlerinin içinde images klasörünün yanında labels klasörü de yer almaktadır. Labels klasörü, her bir görüntü için sınıf bilgilerini içeren etiket dosyalarını barındırmaktadır. Bu dosyalarda, sınıf numaraları ve bounding box (sınırlayıcı kutu) koordinatları bulunur. Her bir etiket dosyası, ilgili görüntüyle aynı ada sahiptir ve .txt formatındadır. Bu etiketler, YOLO modeli tarafından eğitim sırasında kullanılacaktır.

# KULLANILAN YÖNTEM

## CNN

Yapılan ön çalışmalarda Dental Radiography veri seti için CNN mimarisi kullanılmıştır. Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN), tıbbi görüntüleme alanında görüntü analizi ve sınıflandırma görevlerinde önemli gelişmeler sağlamış derin öğrenme modelleridir [9].

CNN mimarileri, özellikle görüntü verilerinde bulunan uzamsal hiyerarşileri ve yerel özellikleri etkili bir şekilde öğrenme kabiliyetleri sayesinde medikal görüntüleme uygulamalarında yaygın olarak kullanılmaktadır [10]. Ancak, dental radyografilerde çoklu nesne tespiti ve lokalizasyon gereksinimleri söz konusu olduğunda geleneksel CNN yaklaşımları yetersiz kalabilmektedir. Bu durumda, nesne tespiti ve segmentasyon görevlerini aynı anda gerçekleştirebilen YOLO serisi modeller daha etkili çözümler sunmaktadır.

## Veri Ön İşleme: CLAHE Metodu

Diş röntgen görüntülerinden hastalık tespitinde detaylar belirleyici rol oynamaktadır. Görüntü kalitesinin modelin başarısını doğrudan etkileyeceği öngörüsüyle, görüntü kalitesini artırmaya yönelik bir ön işleme adımı olarak CLAHE metodu tercih edilmiştir.

CLAHE metodu, medikal görüntü işleme alanında yaygın olarak kullanılan gelişmiş bir kontrast iyileştirme tekniğidir. Bu yöntem, özellikle diş röntgen görüntüleri gibi düşük kontrastlı medikal görüntülerde kritik önem taşımakta ve geleneksel histogram eşitleme yöntemlerinin sınırlarını aşan bir yaklaşım sunmaktadır [11].

CLAHE algoritması, görüntüyü küçük alt bölgelere ayırarak her bölge için ayrı histogram eşitleme işlemi uygulamaktadır. Bu yaklaşımın temel avantajı yerel kontrast iyileştirmesi sağlamasıdır. Aynı zamanda kontrast sınırlaması özelliği sayesinde işlem sırasında gürültü artışını önleyerek görüntü kalitesinin korunmasını garanti eder.

Metodun işleyişi dört temel aşamada gerçekleşmektedir. İlk aşamada görüntü eşit boyutlarda dikdörtgen alt bölgelere ayrılmaktadır. İkinci aşamada her alt bölge için piksel yoğunluk dağılımı hesaplanarak, önceden belirlenen sınır değerini aşan piksel frekansları kontrollü bir şekilde yeniden dağıtılmaktadır. Üçüncü aşamada her alt bölge için birikimli dağılım işlevi hesaplanarak histogram eşitleme işlemi uygulanmaktadır. Son aşamada ise komşu bölgeler arasındaki geçişlerin doğal görünmesini sağlamak amacıyla çift doğrusal enterpolasyon yöntemi kullanılmaktadır [12].

Bu yöntemin uygulanması sonucunda, Şekil 4.2.1’de görüldüğü üzere diş röntgen görüntülerinde anatomik yapılar arasındaki kontrast farkları belirgin şekilde artmakta ve hastalık tespiti için kritik olan detaylar daha net bir biçimde ortaya çıkmaktadır.

röntgen filmi, tıbbi görüntüleme, radyoloji, radyografi içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

**Şekil 4.2.1** CLAHE uygulanmamış ve uygulanmış görüntü karşılaştırması

## Hazır Model Kullanımı

Hugging Face platformu üzerinden “AI-RESEARCHER-2024/AI-in-Dentistry” isimli bir çalışma bulunmuştur [13]. 3 adet hazır modeli kullanarak analiz yapan bu uygulamanın Dental Görüntü Segmentasyonu yapan hazır modeli, kendi eğittiğimiz modellere bir örnek ve karşılaştırma teşkil etmesi amacıyla test edilmeye çalışılmıştır. Hastalık tespiti yapmasa da semantik segmentasyon gerçekleştiren bu modelin nesne tespiti aşamasında yararlı olabilecek potansiyele sahip olduğu düşünülmüştür. Bu repository 3 adet modeli temel almaktadır:

**Calculus and Caries Detection (Calculus ve Çürük Tespiti):** Bu model VGG mimarisine dayanmaktadır ve Dental Durum Veri Kümesi üzerinde eğitilmiştir.

**Caries Detection (Çürük Tespiti):** Bu model Yolov8 modelini kullanarak çürük tespiti yapar, Yolov8 Çürük Dedektöründen alınmıştır.

**Dental Image Segmentation (Dental Görüntü Segmentasyonu):** Bu model, U-Net Modeli ile derin öğrenme yöntemini kullanarak tek çekim panoramik röntgen görüntüsünde semantik segmentasyon gerçekleştirir. Modelin kaynağı Segmentation-of-Teeth-in-Panoramic-X-ray-Image-Using-U-Net'tir.

“dental Computer Vision Project” başlıklı projede kullanılan dental-qbbud/2 modeli incelenmiştir. Genel performansında 95.5% map@50 sonucu veren model kendi elimizdeki röntgen görüntülerinden biri yüklenerek test edilmiştir, test sonuçları görsel Şekil 4.3.1’de görülmektedir. [14]

metin, yazılım, multimedya yazılımı, ekran görüntüsü içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil . dental Computer Vision Project test sonucu

Çalışmamızda panaromik röntgen görüntüleri kullanıldığından fakat buradaki ilk iki modelde gerçek ağız fotoğrafları temel alındığından bu iki model bu çalışma için faydalı bulunmamaktadır. 3. model ve dental-qbbud/2 ise nesne tespiti aşamasında yararlı olabilecek potansiyele sahiptir fakat çalışmamız YOLO ile daha iyi performans gösterdiği için segmentasyon artık otomatik gerçekleştirilmekte olup bulunan segmentasyon modelleri çalışma için kullanılmamıştır.

* 1. **YOLO**

YOLO, gerçek zamanlı nesne tespiti için kullanılan bir derin öğrenme modelidir. Model eğitimi için kullanılan YOLO algoritması, derin öğrenme için özel olarak tasarlanmış Evrişimsel Sinir Ağlarına (CNN'ler) dayanan açık kaynaklı bir nesne algılama algoritmasıdır. You Only Look Only Once (YOLO) nesne algılama algoritmaları ailesinin bir parçası olarak, hız ve doğruluğu dengeleyen gerçek zamanlı nesne algılama yetenekleriyle bilinmektedir [15].

YOLO, görüntüyü bir grid yani ızgara yapısına bölerek ve her hücresinde belli işlemleri yaparak çalışmaktadır. Öncelikle tespit edilen nesne için sınır kutusu (bounding box) belirler, daha sonra her sınırlanmış kutu için sınıf tahmini yapar ve son olarak bir olasılık değeriyle sınıf tahmin değerini verir.

Widayani ve arkadaşları tarafından yürütülen “Review of Application YOLOv8 in Medical Imaging” başlıklı güncel bir çalışma YOLOv8’in sağlık alanında oldukça faydalı bir model olduğundan bahsetmektedir. Dental görüntülerde: görüntü iyileştirme, segmantasyon, detection ve sonuç olarak objenin tespiti şeklinde 4 adımlı bir yöntemden bahsedilmiştir [16].

Diş görüntülerinin çok nesneli yapısı sebebiyle sınıflandırılmasında segmentasyon performansı etkileyen önemli bir özelliktir. YOLOv8’in yüksek hassasiyet ve gerçek zamanlı tespit sağlama özelliği sebebiyle bizim çalışmamızda da YOLOv8 kullanılmıştır. İlerleyen aşamalarda her nesne için ayrı mask yapma yeteneğiyle daha iyi performans gösteren YOLOv8-seg modeliyle çalışılmıştır. [17].

Çalışmamızın son aşamalarında, 2024 yılında piyasaya sürülen ve YOLOv8'e göre önemli performans iyileştirmeleri sunan YOLOv11 modeli de değerlendirilmiştir. YOLOv11'in temel avantajları arasında daha iyi doğruluk, daha yüksek hız, daha az parametre ve geliştirilmiş özellik çıkarımı vardır [18]. Dental görüntüleme alanında da YOLOv11 modelinin daha iyi performans gösterdiğine dair çalışmalar mevcuttur [19].

* 1. **Çalışma Ortamı ve Donanım Özellikleri**

Bu çalışmada model eğitimleri için farklı platformlar kullanılmıştır. İlk aşamada Google Colab ortamı tercih edilmiş ve daha hızlı sonuç alabilmek için T4-GPU çalışma zamanı kullanılmıştır. Ancak uzun çalışma saatleri ve görsel veriyle çalışmanın getirdiği yoğun hesaplama yükü nedeniyle istenen performans seviyesine ulaşılamamıştır.

Bu sınırlamaları aşmak için çalışmanın devamında yerel bir bilgisayar ortamı tercih edilmiştir. Eğitim süreçleri PyCharm IDE kullanılarak gerçekleştirilmiş ve Python 3.12.11 versiyonu ile çalışılmıştır.

Kullanılan donanım özellikleri şu şekildedir:

İşletim Sistemi: Windows 11

İşlemci: Intel Core (64-bit, Model 183)

Sistem Belleği: 64 GB RAM

Grafik Kartı: NVIDIA GeForce RTX 5080

GPU Belleği: 16 GB VRAM

Geliştirme Ortamı: PyCharm IDE

Python Sürümü: 3.12.11

Bu donanım konfigürasyonu sayesinde derin öğrenme modellerinin eğitimi için gereken yoğun hesaplama işlemleri etkin bir şekilde gerçekleştirilebilmiştir.

# BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada 2 adet hazır veri kümesiyle CNN ve YOLO algoritmaları kullanılarak modeller eğitilmiş, performansları test edilmiştir.

## Dental Radiography Veri Seti Deney ve Sonuçları

Kaggle platformundan elde edinilen Dental Radiography veri setiyle eğitimler ve testler yapılmıştır [20]. Yapılan ilk eğitimde nesne tespiti eğitime dahil edilmemiş deneme amaçlı basit bir CNN modeli oluşturulmuştur. Model %46 accuracy değeri ile oldukça zayıf bir performans göstermiştir. Tablo 5.1-1’de ilk modele ait performans metrikleri gösterilmiştir.

**Tablo 5‑1** İlk modelin performans metrikleri

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Class** | **precision** | **recall** | **f1-score** | **support** |
| Cavity | 0.22 | 0.17 | 0.19 | 12 |
| Fillings | 0.49 | 0.65 | 0.56 | 57 |
| Impacted Tooth | 0.62 | 0.29 | 0.40 | 17 |
| Implant | 0.40 | 0.32 | 0.36 | 31 |

Model kaydedildikten sonra nesne tespitinin de eğitime dahil edilmesi için model\_v2\_bbox\_added isimli bir model oluşturulmuştur. İlk denemede 10 epoch eğitim yapılmıştır. Ortalama mutlak hatayı hesaplayarak modelin tahminlerinin gerçek değerlerden ne kadar saptığını ölçen bbox\_mae (Bounding Box Mean Absolute Error) metriğinin azalırken classification\_accuracy metriğinin arttığı gözlemlenmiştir. Bu artışlar oldukça yetersiz ve loss değeri ciddi bir boyutta olduğundan aynı model 30 epochla tekrar eğitilmiştir.

Bu ikinci eğitimde classification\_accuracy metriği en yüksek 0.8202’yi görmesine rağmen son epoch da düşüşe geçmiştir ve 0.7788 değeri ile sonlanmıştır. 0.4751 ile başlayan bbox\_mae değeri ise 0.4780 ile biterek classification\_accuracy aksine zayıf bir sonuç vermiştir.

Model eğitiminde kullanılmayan test klasörüne ait görsel datalar seçilerek Bbox’lar ile modelin tahmin sonucu çıktı olarak bastırılmıştır. Hem veri setinin test klasöründen hem de bu veri seti dışından görsellerle tahmin yapılmıştır.

röntgen filmi, tıbbi görüntüleme, radyoloji, tıbbi içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulan içerik yanlış olabilir.

**Şekil 5.1.1** Model v.2’nin dışarıdan bir veriyle yapılmış test sonuçları

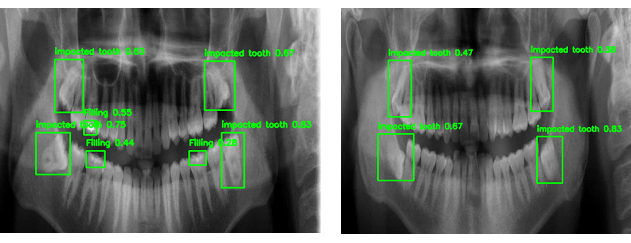
Model bu aşamada Şekil 5.1.1’de görüldüğü üzere yalnız 1 adet bbox ile tahmin yapabilmektedir dolayısıyla bir röntgene ait birden fazla nesneye ait sınıf tahmini yapılamamaktadır. Bu sebeple çalışmanın devamında CNN yerine nesne tespiti ve segmentasyonda çok daha iyi sonuçlar veren YOLO kullanılmasına karar verilmiştir. Ayrıca diğer veri setinin sınıf çeşitliliği açısından zengin oluşunun da çalışmamız için daha faydalı olacağına karar verilmiştir.

## Dental X-Ray Panoramic Dataset Veri Seti Deney ve Sonuçları

Deney Kaggle platformundan ulaşılan Dental X-Ray Panoramic Dataset [21] veri seti ile YOLO kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Kullanılan veri seti 31 farklı sınıfla etiketlenmiştir ve her bir görüntü nesnelerin sınıfı ve konumlarının bilgilerini içeren .txt dosyalarına sahiptir. Modeli eğitirken bu labels klasöründen faydalanılmıştır.

Model eğitilirken YOLOv8 modeli kullanılmıştır. Görüntü boyutu 640x640, batch size ise 16 olarak belirlenmiştir. Yani her iterasyonda 16 görüntü işlenmiştir. Model ilk önce 10 epoch ile eğitilmiştir, ama yeterli sonuç alınamadığı görüldüğünde 30 epoch ile eğitilmeye karar verilmiştir. Deney sonucunda modelin görüntüler üzerindeki çıktılarına ait bazı örnekler Şekil 5.2.1’de yer almaktadır.



Şekil . Modelin rastgele iki test verisi üzerindeki çıktıları

Modelin performans değerlendirmesinde precision, recall, mAP@0.5 ve mAP@0.5-0.95 metriklerine bakılmıştır. Modelin genel performansı toplam 2871 görüntü ve toplam 27141 örnek üzerinden değerlendirilmiştir, değerlendirme sonuçları sınıf bazlı olarak Şekil 5.2.2’de verilmiştir. Precision ve Recall değerleri sırasıyla %37.2 ve %38.3 olup, modelin doğru pozitif tahminlerde sınırlı bir başarıya sahip olduğunu göstermektedir. Özellikle daha zorlu değerlendirme aralığı olan mAP@0.5-0.95 değerinin %17.5 olması modelin kompleks durumlarda düşük performans gösterdiğini ifade etmektedir.

metin, menü, sayı, numara, doküman, belge içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Şekil . Modelin sınıf bazlı performans metrikleri

Sınıf bazında değerlendirildiğinde, dolgu %62.6, gömülü diş %90.6 ve kanal tedavisi %61.1 sınıflarında başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Özellikle, örnek sayısı az olan "Malaligned", "Retained root" ve "Fracture teeth" sınıflarında modelin başarısız olduğu görülmektedir. Veri setinin dengesiz yapısı ve bazı sınıflarda düşük örnek sayılarının olması modelin performansını olumsuz etkilemiştir. İlerleyen aşamalarda veri artırımı, epoch sayısının artırılması ve model optimizasyonları ile daha başarılı sonuçlar elde edilmesi için çalışılmıştır.

## Veri Seti Filtreleme

Eğitimde kullanılan veri setinde arttırılma yapıldığı için ve aynı hastaya ait bazı görüntülerde farklı etiketlemeler yapıldığı için veri seti küçültülerek orijinal arttırım yapılmamış hali elde edilmeye çalışılmıştır. Veri setinde kullanılan görsellerde 2 farklı boyut vardır: 640x640 ve 1615x840. Her hastaya ait tek bir görsel seçilip ayrıca yalnızca 1615x840 boyutlu görseller alınarak hep aynı boyutta görsellerin kullanıldığı filtered isimli yeni bir veri seti oluşturulmuştur.

Başta bazı hastalara ait yalnızca 640x640 boyutunda görseller olduğu için filtreleme sonucunda bu hastalardan hiç görsel alınamamış ve 5084 hastaya ait 9481 görüntüden 4610’u alınmıştır. Sonrasında test klasöründeki tüm görseller 640x640 boyutunda olduğu için filtreleme sonucu test klasörü boş gelmiştir. Kod düzenlenerek eğer hastaya ait 1615x840 boyutunda görsel varsa o, yoksa da var olan görsellerden biri alınarak 5084 hastanın tamamına ait görüntü içeren filtrelenmiş veri seti oluşturulmuştur. Veri setinde sınıf dağılımları ve instance sayıları çok düzensiz olduğundan örneğin bazı sınıflara ait (Fillings) 17958 instance varken bazı sınıflara ait (implant) 609 instance olması performansı olumsuz etkileyeceğinden sınıf sayısı azaltılarak modelin genel performansı arttırılmaya çalışılmıştır.

Filtrelenmiş veri setiyle yapılan eğitim sonucunda missing teeth sınıfı diğer sınıflara nazaran çok düşük performanslı sonuçlar verdiğinden ilerleyen aşamalarda bu sınıf eğitime dahil edilmemiştir.

## Veri Seti Optimizasyonu

Modelin çalışmasını değerlendirmek ve tahminleri etiket değerleriyle karşılaştırmak amacıyla test verilerin bir kısmı için ground truth değerleri ve modelin tahminleri ile çizdirilmiştir. Sonuçlara bakıldığında veri setinde yapılan etiketlemelerin oldukça düzensiz ve karmaşık olduğu tespit edilmiştir.

ekran görüntüsü, tıbbi görüntüleme, röntgen filmi, x ışını, röntgen içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

**Şekil 5.4.1** Veri seti üzerinde etiket tutarsızlığı örneği

Şekil 5.4.1’de görüldüğü gibi turuncu renkle belirtilen Root Canal Treatment sınıfı için birbirinden bağımsız etiketlemeler yapılmıştır.

ekran görüntüsü, tıbbi görüntüleme, radyoloji, röntgen filmi içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

**Şekil 5.4.2** Veri seti üzerinde yanlış etiketlendirme örneği

Ayrıca Şekil 5.4.2’de görüldüğü üzere test görselinde hatalı bir etiketleme bulunmaktadır. Diş bulunmayan bir yerde Root Canal Treatment etiketlemesi yapılmıştır. Bu sorunları çözmek için train veri setinin bir kısmı alınıp veri seti düzenlenmiştir. Train veri seti oldukça büyük olduğundan yalnızca sınırlı bir kısmı için bu düzenleme yapılabilmiştir. Veri setindeki genel görüntü yapısına uymayan görüntüler ve çocuk dişlerindeki diş yapısı yetişkinlere göre değişiklik gösterdiğinden çocuk diş görüntüleri veri setinden ayrılmıştır.

1128 görüntüden oluşan yeni veri seti %70 train, %20 validation ve %10 test olarak ayrılmıştır. Böylece 790 görüntü üzerinden model eğitim işlemleri gerçekleştirilmiştir.

## Sınıf Sayısının Performansa Etkisi

Model eğitimleri ilk aşamadan caries (çürük), filling (dolgu), implant, root canal treatment (kanal tedavisi), impacted tooth (gömülü diş) olmak üzere ilk başta 5 sınıf üzerinden gerçekleştirilmiştir.

röntgen filmi, tıbbi görüntüleme, radyoloji, tıbbi içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

**Şekil 5.5.1** Veri seti örneği

Caries sınıfı tespit edilmesi oldukça zor bir sınıftır ve veri kümesindeki birçok etiketi Şekil 5.5.1’de görüldüğü gibi çok küçük sınırlarla belirlenmiştir. Çalışmanın ilerleyen aşamalarında caries sınıfının modelin performansı üzerindeki olumsuz etkisi tespit edildiğinden 4 sınıf üzerinde model eğitimleri uygulanmıştır. Şekil 5.5.2’de görüldüğü üzere sınıflar arasından caries’ın çıkarılması tüm metriklerde önemli bir artışa neden olmuştur.

ekran görüntüsü, metin, diyagram, dikdörtgen içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

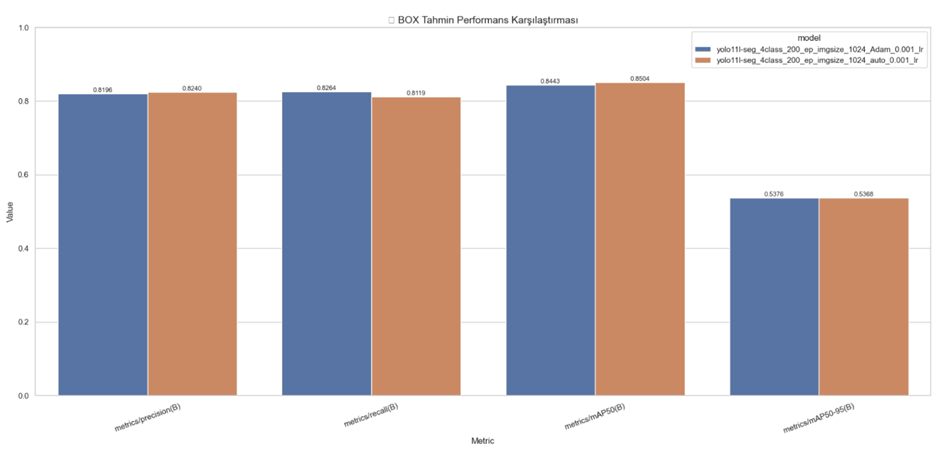
**Şekil 5.5.2** 5 sınıf ve 4 sınıf karşılaştırma grafiği

## Eğitim Metriklerinin Performansa Etkisi

### Optimizer Etkisi

Model eğitiminde optimizer etkisini gözlemlemek için auto ve Adam seçenekleri ile eğitim işlemleri gerçekleştirilmiştir.

“Dental Teeth X-Ray Image Classification Using AI” isimli çalışmada dental verilerin sınıflandırılmasında üç farklı optimizer kullanılarak gerçekleştirilen deneylerin sonuçları karşılaştırılmıştır. Burada Adam’ın 0.001 learning rate kullanıldığında birçok sınıf için en yüksek recall ve Map50 değerini verdiği gözlenmiştir. Bu nedenle çalışmamızda Adam optimizer’ın kullanımına öncelik verilmiştir [22].

****

Şekil ..1 Adam ve auto optimizer karşılaştırma grafiği

Şekil 5.6.1.1’de YOLOv11-l modeli kullanılarak, 1024 imgsize ve 0.001 learning rate ile 4 sınıf için eğitilmiş iki modelin karşılaştırılması verilmiştir. Bahsedilen çalışmayı destekleyici olarak Recall, Adam ile daha yüksek sonuç vermiştir. Ama precision ve **mAP@50** değerlerinde küçük bir farkla auto daha iyi sonuç vermiştir.

### 5.6.2. Model etkisi

Çalışmalarımızda hem YOLOv8 hem de YOLOv11 versiyonları ile eğitim işlemleri gerçekleştirerek bu iki versiyonun performans üzerindeki etkilerini gözlemek istedik.

Hua ve arkadaşları tarafından yürütülen “YOLO-DentSeg: A Lightweight Real-Time Model for Accurate Detection and Segmentation of Oral Diseases in Panoramic Radiographs” başlıklı güncel çalışmada oldukça dikkat çekicidir. YOLOv5-seg, YOLOv8-seg, YOLOv9-seg, YOLOv11-seg ve daha pek çok modeli deneyip sonuçların karşılaştırmasını veren çalışma kendi Dental Segmentasyon modellerini gerçekleştirmişlerdir. Buradaki modeller incelendiğinde YOLO-seg modelleri arasında en yüksek Map50 değerini YOLOv11-seg modeli vermiştir [23].

Bu nedenle biz de çalışmamızda YOLOv11-seg modelini kullandık ve Şekil 5.6.2.1’de görüldüğü üzere denediğimiz diğer model YOLOv8-seg’den daha iyi bir performans aldık.

ekran görüntüsü, metin, diyagram, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

**Şekil 5.6.2.1** YOLOv11-large-seg ve YOLOv8-large-seg karşılaştırma grafiği

Literatürde YOLOv11 modelinin farklı türlerinin performans karşılaştırması yapılan güncel çalışmalar mevcuttur. Özellikle plak tespiti alanında yapılan bir çalışmada, YOLOv9, YOLOv10 ve YOLOv11 modellerinin nano, small, medium ve large versiyonları karşılaştırılmış ve **YOLOv11m modelinin en yüksek mAP@50 değerine ulaştığı** gösterilmiştir [19].

Bu yaklaşımdan yola çıkarak modeli hem large versiyonda hem de medium versiyonda eğiterek performanslarını karşılaştırdık. Şekil 5.6.2.2’de görüldüğü üzere çalışmaya destekler nitelikte medium versiyonu daha iyi sonuçlara ulaşmıştır.

ekran görüntüsü, metin, diyagram, çizgi içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

**Şekil 5.6.2.2** YOLOv11-large-seg ve YOLOv11-medium karşılaştırma grafiği

# SONUÇLAR

Bu proje çalışmasında 2 farklı veri kümesi ile 2 farklı derin öğrenme algoritması (CNN ve YOLO) kullanılarak modeller geliştirilmiş, sonuçları test edilmiştir. CNN ve Dental Radiography seti kullanılarak eğitilen modelin pratikte test görselleri üzerinde güzel sonuçlar verdiği fakat birden fazla nesne tespit edemeyip tek bbox’a ait tek bir sınıflandırma yapabildiği tespit edilmiştir. Bu durum ağız içerisindeki birden fazla hastalık veya sınıflandırma bulunması durumunda modelin yalnızca en çok emin olduğu bir sınıfı bulacağı anlamına gelmektedir. Dolayısıyla ilerde istenilen performansı sağlamak adına daha detaylı nesne tespiti ve birden fazla nesneye ait sınıflandırma üzerine yoğunlaşılması hedeflenmektedir. YOLO’nun çoklu nesne tespitinde CNN’den daha iyi performans verdiği gözlenmiş, çalışmanın devamında Dental X-Ray Panoramic Dataset veri seti ve YOLO algoritması ile çalışmaya karar verilmiştir.

YOLO algoritması ve Dental X-Ray Panoramic Dataset kullanılarak eğitilen modelin tahminlerinde nesne tespiti sonuçları tatmin edicidir. Model ağız röntgeni üzerinde birden fazla bbox’u ayrı ayrı sınıflandırabilmektedir. İleri aşamalarda 31 adet sınıfı bulunan bu modelin eğitim performansını arttırmak amacıyla daha gelişmiş YOLO teknikleri kullanmak hedeflenmiştir bunun için YOLO’nun seg modelinden faydalanılmış veri üzerinde de CLAHE tekniği kullanılarak görsel kalitesi arttırılmıştır.

Çalışmaya katkı sunması için hazır bir modelde test edilerek kendi modellerimizle karşılaştırılmak istenmiştir. Tam olarak istenilen şekilde sınıflandırma yapan bir model bulunamasa da nesne tespiti yapan bir model bulunmuştur. Modelin yalnızca alt ve üst çene olarak segmentasyon yapmasının çalışma için uygun olmadığı düşünülmüştür. Bu alanda segmentasyon yapılan farklı modeller de bulunmuş ve roboflow üzerinden test edilmiştir. Fakat hem “Dental X-Ray Panoramic Dataset” veri setinin sınıf sayısının ve örneğinin fazla oluşu hem de nesne tespiti konusunda daha performanslı olan YOLO algoritmasını kullanmaya uygun oluşu sebebiyle segmentasyon için ayrı bir işlem yapmak tercih edilmemiştir.

Çalışma süresince kendi veri setimizi oluşturmak için panoramik diş görüntüleri toplanmıştır. 100’den fazla görüntü toplandıktan sonra bunların etiketlenmesi için çalışmalar yapılmıştır. 4 farklı dişçi tarafından görüntüler yalnızca yazılı olarak etiketlenmiş ve bunlar bir excel dosyası haline getirilmiştir. Veri sayısının yetersiz oluşu (111 hasta) ve görüntülerin eğitimde kullanılabilecek bir etiketlendirme formunda olmaması sebebiyle topladığımız veriler kullanılamamıştır. Bu verilerin dijital formatta etiketlenerek sonraki çalışmalarda kullanılabilme potansiyeli bulunmaktadır. Bu aşamada elimizdeki hazır veri setinden yararlanarak sonuçları iyileştirmeye öncelik vermek amaçlanmıştır.

Başlangıçta 31 sınıf ile eğitilen model, istenilen doğruluk seviyesine ulaşamamıştır. Yapılan analizler sonucunda, özellikle örnek sayısı az olan ve klinik olarak daha az yaygın sınıfların model performansını olumsuz etkilediği gözlemlenmiştir. Bu nedenle, sınıf sayısının azaltılmasına ve yalnızca örnek sayısı yeterli ve yaygın olan sınıfların kullanılmasıyla model eğitimine devam edilmesine karar verilmiştir.

Bu doğrultuda eğitim süreci, aşağıda belirtilen 5 sınıf üzerinden yeniden yapılandırılmıştır:

* 0: Caries (Çürük)
* 1: Filling (Dolgu)
* 2: Implant (İmplant)
* 3: Root Canal Treatment (Kanal Tedavisi)
* 4: Impacted Tooth (Gömülü Diş)

Sınıf sayısının azaltılması sürecinde öncelikle, veri kümesinde bulunan tüm görüntülerin etiketleri yeni sınıf indekslerine göre yeniden düzenlenmiştir. Etiket güncellemesinin ardından, artık herhangi bir etiketi kalmamış olan görüntüler tespit edilerek veri kümesinden çıkarılmış, böylece veri setinde oluşabilecek gürültülerin önüne geçilmiştir.

Görüntü kalitesini artırmak ve modelin segmentasyon başarımını iyileştirmek amacıyla, kalan görüntülere CLAHE yöntemi uygulanmıştır. Bu işlem, görüntülerin kontrastını artırarak özellikle düşük ışık veya kontrast koşullarında bile detayların daha belirgin hale gelmesini sağlamıştır.

İlk aşamada kullanılan model, nesne tespiti üzerine çalışan YOLOv8 mimarisi iken, sınıf sayısının azaltıldığı yeni aşamada daha hassas analizler yapılabilmesi adına YOLOv8-seg modeli tercih edilmiştir. Bu model, sadece nesnelerin konumlarını sınırlayıcı kutularla değil, aynı zamanda piksel düzeyinde segmentasyon ile tespit etmeyi hedeflemektedir. Böylece diş üzerinde yer alan lezyonların sınırlarının daha doğru belirlenmesi ve sınıf ayrımının daha hassas yapılması amaçlanmıştır.

31 sınıflı nesne tespit modelinden, sadece 5 sınıfa odaklanan segmentasyon modeline geçilmesiyle birlikte, model performansında tüm metriklerde gözle görülür bir iyileşme elde edilmiştir. Sınıf sayısının azaltılması ve eğitim verisi açısından yeterli olan, aynı zamanda klinik olarak daha önemli sınıflara odaklanılması oldukça etkili olmuştur.

Veri setinin performansının test edilmesi amacıyla ground truth ve modelin tahmin değerlerinin görselleştirilmesi sırasında veri seti üzerindeki etiketlerde karmaşıklık ve karışıklık tespit edilmiştir. Bu nedenle veri setinin bir kısmı üzerinde iyileştirmeler ve düzenlemeler yapılmıştır. Yeni veri seti üzerinde farklı YOLO versiyonları ve farklı eğitim metrikleri ile çeşitli eğitimler yapılarak en iyi değerlendirme sonucuna ulaşmak hedeflenmiştir. Model eğitimleri esnasında Caries sınıfının modelin genelini olumsuz etkilediği tespit edildiğinde eğitimlerin bir kısmı da 4 sınıf üzerinde gerçekleştirilmiştir. Eğitilen tüm modellerin mAP@50 değerlendirinin karşılaştırması Şekil 6.1’de verilmiştir.

metin, ekran görüntüsü, çizgi, paralel içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

**Şekil 6.1** Eğitilen modellerin karşılaştırılması

Sonuçlar incelendiğinde %85.57 ile en iyi değere sahip modelin YOLOv11-medium-seg ile image size 1024, optimizer Adam ve learning rate 0.001 metrikleriyle 4 sınıflı olarak eğitilen model olduğu görülmüştür. Onu %84.43 ile optimizer olarak auto ve versiyon olarak YOLOv11-large-seg ile eğitilen model izlemektedir. Tüm sonuçlar incelendiğinde 4 sınıfla eğitilen modellerin bariz bir şekilde 5 sınıflı modellere göre daha iyi sonuç verdiği tespit edilmiştir. Aynı zamanda YOLOv11-seg’in YOLOv8-seg’e göre aynı varyasyonlarda genel olarak daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Çalışmanın ilk başında 31 sınıfla eğitilen modelin konfigürasyon değerleri ile en iyi sonuca ulaşılan modelin konfigürasyon değerlerinin karşılaştırması Tablo 6-1’de verilmiştir.

Bu kapsamlı konfigürasyon değişikliklerinin performans üzerindeki etkileri, Tablo 6-2'deki metrik karşılaştırmalarında net bir şekilde ortaya konulmuştur. Genel mAP50 değeri %149.85 oranında artarak 0.343'ten 0.857'ye yükselmiştir. Benzer şekilde, daha katı bir metrik olan Genel mAP50-95 değeri %216.57'lik dikkat çekici bir iyileşme ile 0.175'ten 0.554'e ulaşmıştır. Box Precision ve Box Recall metriklerinde de sırasıyla %119.09 ve %118.54 oranında önemli artışlar gözlemlenmiştir.

**Tablo 6‑1** Model Konfigürasyon Karşılaştırması

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Özellik | İlk Model (31 Sınıf) | En İyi Model (4 Sınıf) |
| Mimari | YOLOv8 (Nesne Tespiti) | YOLOv11-seg (Örnek Segmentasyonu) |
| Model Boyutu | YOLOv8 Nano | YOLOv11 Medium |
| Sınıf Sayısı | 31 sınıf | 4 sınıf |
| Eğitim Epoch Sayısı | 30 epoch | 200 epoch |
| Görüntü Boyutu | 640x640 piksel | 1240x1240 piksel |
| Batch Boyutu | 16 | 4 |
| Görüntü Ön İşleme | Standart | CLAHE iyileştirmesi uygulandı |
| Veri Seti Boyutu | Train: 9048  Validation: 2785  Test: 1543 | Train: 775  Validation: 219  Test: 111 |
| Eğitim Veri Seti | Tüm sınıfları içeren tam veri seti | Düzenlenmiş ve iyileştirilmiş veri seti |

**Tablo 6‑2** Performans Metrikleri Karşılaştırması

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Metrik | İlk Model | En İyi Model | İyileşme |
| Genel mAP50 | 0.343 | 0.857 | +%149.85 |
| Genel mAP50-95 | 0.175 | 0.554 | +%216.57 |
| Box Precision | 0.372 | 0.815 | +%119.09 |
| Box Recall | 0.383 | 0.837 | +%118.54 |
| Mask Precision | - | 0.783 | Yeni Metrik |
| Mask Recall | - | 0.805 | Yeni Metrik |
| Mask mAP50 | - | 0.815 | Yeni Metrik |
| Mask mAP50-95 | - | 0.466 | Yeni Metrik |

**Tablo 6‑3** Model karşılaştırması

| **Model** | **mAP50 (Box)** | **mAP50-95 (Box)** | **mAP50 (Mask)** | **mAP50-95 (Mask)** | **Eğitim Süresi (Saniye)** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **YOLOv8l-seg** | %0.730 | %0.435 | %0.700 | %0.373 | 3371.88 |
| **YOLOv8m-seg** | %0.7403 | %0.431 | %0.710 | %0.370 | 1974.15 |
| **YOLOv8m** | %444 | %229 | - | - | 15847.6 |
| **YOLOv11l-seg** | %0.744 | %0.439 | 0.711 | 0.380 | 4550.44 |

Çalışmanın en başında Yolov8m ile eğitilen model Tablo 6-3’de görüldüğü üzere en düşük performansı göstermiştir. Multi-task bir yaklaşımla diş röntgenlerinden detection, classification ve segmentasyon yapılan çalışmada YOLO’nun seg modellerinin çok daha iyi performans verdiği gözükmektedir. Burada karşılaşılan ilginç bir sonuç ise YOLOv8m-seg modelinin YOLOv8l-seg modeline kıyasla daha iyi performans göstermesi olmuştur. Bu sonuç dolayısıyla çalışmanın genelinde medium modelleriyle eğitimlere devam edilmiştir. En iyi model sonucu da medium modelle elde edilmiştir.

En iyi modelin performansını görsel olarak desteklemek ve tahmin yeteneğini somutlaştırmak amacıyla, dört farklı görselleştirme sunulmuştur. Bu görselleştirmeler, sırasıyla, orijinal görüntüyü, ground truth etiketlerinin görüntü üzerindeki hali, modelin yaptığı tahminleri ve ground truth ile model tahminlerinin örtüştüğü durumları içermektedir. Şekil 6.2'de detaylıca gösterildiği üzere, 29 örneği barındıran bir görüntüde, model 27 nesne tahmini yapmış ve bu tahminlerin 23'ü zemin gerçeği ile başarılı bir şekilde eşleşmiştir. Bu durum, modelin yüksek doğruluk ve kapsama oranına sahip olduğunu görsel olarak teyit etmektedir.

röntgen filmi, tıbbi görüntüleme, radyoloji, tıbbi içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

**Şekil 6.2** Modelin tahminlerinin görselleştirilmesi

1. **KAYNAKÇA**

[3] 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.

[4] Suryani, D., Shoumi, M., & Wakhidah, R. (2021). Object detection on dental x-ray images using deep learning method. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 1073, 012058.

[5] Hasnain, M. A., Ali, S., Malik, H., Irfan, M., & Maqbool, M. S. (2023). Deep Learning-Based Classification of Dental Disease Using X-Rays. Journal of Computational and Biophysical Insights, 5(01), 82-95.

[6] Schwendicke, F., Golla, T., Dreher, M., & Krois, J. (2019). Convolutional neural networks for dental image diagnostics: A scoping review. Journal of Dentistry, 91, 103226.

[7] <https://time.com/7094716/overjet/>

[8] <https://www.hellopearl.com/>

[9] Singh, S., & Kumar, R. (2023). A study of CNN and transfer learning in medical imaging: advantages, challenges, future scope. *Sustainability*, *15*(7), 5930.

[10] Sarvamangala DR, Kulkarni RV. Convolutional neural networks in medical image understanding: a survey. Evol Intell. 2022;15(1):1-22.

[11] KURT, B., & NABİYEV, V., (2010). Dijital Mamografi GörüntülerininKontrast Sınırlı Adaptif Histogram Eşitleme ile İyileştirilmesi. VII. Ulusal Tıp Bilişimi Kongresi (pp.67-78). Gazimagusa, Turkey.

[12] Roy, Santanu & Bhalla, Kanika & P., Rachit. (2023). Mathematical analysis of histogram equalization techniques for medical image enhancement: a tutorial from the perspective of data loss. Multimedia Tools and Applications. 83.

[13] <https://huggingface.co/AI-RESEARCHER-2024/AI-in-Dentistry>

[14] <https://universe.roboflow.com/salud360/dental-qbbud/model/2>

[15] 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)

[16] Widayani, A., Putra, A. M., Maghriebi, A. R., Adi, D. Z. C., & Ridho, M. H. F. Review of Application YOLOv8 in Medical Imaging. Indonesian Applied Physics Letters, 5(1). <https://doi.org/10.20473/iapl.v5i1.57001>

[17] <https://docs.ultralytics.com/tr/models/yolov8/>

[18] <https://docs.ultralytics.com/tr/models/yolo11/>

[19] Ramírez-Pedraza, A., Salazar-Colores, S., Cardenas-Valle, C., Terven, J., González-Barbosa, J.-J., Ornelas-Rodriguez, F.-J., Hurtado-Ramos, J.-B., Ramirez-Pedraza, R., Córdova-Esparza, D.-M., & Romero-González, J.-A. (2025). Deep Learning in Oral Hygiene: Automated Dental Plaque Detection via YOLO Frameworks and Quantification Using the O’Leary Index. *Diagnostics*, *15*(2), 231. <https://doi.org/10.3390/diagnostics15020231>

[20] <https://www.kaggle.com/datasets/imtkaggleteam/dental-radiography/data>

[21] <https://www.kaggle.com/datasets/lokisilvres/dental-disease-panoramic-detection-dataset/data>

[22] Yaxin GG, Hargreaves CA. Dental teeth X-ray image classification using AI. Series Clin Biomed Res. 2025;2(1):1-19.

[23] Hua, Y., Chen, R., & Qin, H. (2025). YOLO-DentSeg: A Lightweight Real-Time Model for Accurate Detection and Segmentation of Oral Diseases in Panoramic Radiographs. *Electronics*, *14*(4), 805. <https://doi.org/10.3390/electronics14040805>