



TÜRKİYE CUMHURİYETİ
KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
DİŞ HEKİMLİĞİ FAKÜLTESİ

RESTORATİF DİŞ TEDAVİSİ ANABİLİM DALI

**DERİN ÖĞRENME YÖNTEMİYLE
PANORAMİK RADYOGRAFİLERDE SEKONDER ÇÜRÜK TESPİTİ**

Dt. Göktuğ YERSEL

UZMANLIK TEZİ

Prof. Dr. Neslihan TEKÇE

KOCAELİ- 2024



TÜRKİYE CUMHURİYETİ
KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
DİŞ HEKİMLİĞİ FAKÜLTESİ

RESTORATİF DİŞ TEDAVİSİ ANABİLİM DALI

Dt. Göktağ Yersel

UZMANLIK TEZİ

Prof. Dr. Neslihan Tekçe

KOCAELİ- 2024

ONAY

Bu tez Uzmanlık Tezi Standartlarına uygun bulunmuştur.

Prof. Dr. Neslihan Tekçe

Restoratif Diş Tedavisi Anabilim Dalı Başkanı

..... (İmza)

Kocaeli Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Restoratif Diş Tedavisi Anabilim Dalı Uzmanlık öğrencisi Göktuğ YERSEL 'in hazırladığı “DERİN ÖĞRENME YÖNTEMİYLE PANORAMİK RADYOGRAFİLERDE SEKONDER ÇÜRÜK TESPİTİ” başlıklı tez, Kocaeli Üniversitesi Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin ilgili maddeleri uyarınca, kapsam ve bilimsel kalite yönünden değerlendirilerek oybirliği/oy çokluğu ile uzmanlık tezi olarak kabul edilmiştir.

Danışman

Prof. Dr. Neslihan Tekçe

Uzmanlık Sınavı Jüri Üyeleri

Tarih:

Bu tez Kocaeli Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Yönetim Kurulu'nun/.../.... tarih ve ... sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. Enver Alper SİNANOĞLU

Diş Hekimliği Fakültesi Dekanı

1. ÖZET

DERİN ÖĞRENME YÖNTEMİYLE PANORAMİK RADYOGRAFİLERDE SEKONDER ÇÜRÜK TESPİTİ

Amaç: Bu çalışmanın amacı, sekonder çürüklerin etkin ve doğru tespitini sağlamak için yapay zeka tabanlı bir tespit yöntemi geliştirmektir. Restoratif diş hekimliğinde tanısal doğruluğu arttırmak ve hastalara sunulan tedaviyi optimize etmeyi amaçlayan bu çalışma, görüntü işleme ve derin öğrenme metotlarını kullanarak sekonder çürük teşhisinde yüksek hassasiyet ve güvenilirlik sağlamayı amaçlamaktadır.

Yöntem: Bu çalışmada Kocaeli Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesine çeşitli nedenlerle başvurmuş hastaların panoramik radyografi görüntüleri kullanılmıştır. Çalışmaya toplamda 596 panoramik radyografi dahil edilmiştir. Elde edilen görüntüler Computer Vision Annotation Tool (CVAT) programı kullanarak sağlıklı, primer çürüklü, sekonder çürüklü, dental protetik kron, implant, kırık diş olmak üzere 6 ayrı etiket dikdörtgen şeklinde kutu çizilerek etiketlendi. Çalışmaya dahil edilen 596 panoramik radyografi görüntünün %70'i modellerin eğitilmesinde, %15'i modellerin doğrulanmasında, %15'i ise geliştirilen modellerin test edilmesi amacıyla kullanıldı. YOLOv8 ve YOLOv11 tabanlı derin öğrenme modeli ile eğitim yapıldı.

Bulgular: Bu çalışmada panoramik radyografilerde sağlıklı dişler, primer çürüklü dişler, sekonder çürüklü dişler, protetik dental kronlar, dental implantlar ve kırık dişler olmak üzere altı farklı dental durumun tespiti amacıyla geliştirilen multi-class derin öğrenme algoritmalarından YOLOv8m'in hassasiyet, kesinlik, F1-skor, mAP-0.5 ve mAP0.50-0.95 değerleri sırasıyla 0.812, 0.723, 0.765, 0.796 ve 0.424 olarak bulunmuştur.

Bu deęerler YOLOv8x modeli iin sırasıyla 0.713, 0.711, 0.712, 0.744, 0.383 iken YOLOv11x modeli iin sırasıyla 0.751, 0.780, 0.765, 0.785 ve 0.436 eklindedir.

Veri arttırımı ilemi uygulandıktan sonra modelin baarısının ne ekilde deęieceęini test etmek amacıyla YOLOv8m modelinde, veri arttırımı ilemi yapılarak model yeniden eęitilmiřtir. Bunun sonucunda elde edilen YOLOv8m-Aug modelinin baarısı ise sırasıyla 0.827, 0.711, 0.765, 0.819 ve 0.434 olarak tespit edilmiřtir.

Sonu: Geliřtirilen derin renme yntemi ile sekonder rklerin tespitinde klinik uygulamaya yardımcı olacak ekilde model elde edilmiřtir. Geliřtirilen model klinik muayene ile desteklenerek sekonder rklerin tespiti aısından yardımcı bir ara olarak kullanılabilir.

Anahtar Kelimeler: Derin renme, sekonder rk, yapay zeka, nesne tespiti, panoramik radyografi

ABSTRACT

SECONDARY CARIES DETECTION WITH DEEP LEARNING IN PANORAMIC RADIOGRAPHS

Objective: The aim of this study is to develop an artificial intelligence-based detection method for efficient and accurate detection of secondary caries. Aiming to increase diagnostic accuracy in restorative dentistry and optimize the treatment offered to patients, this study aims to provide high accuracy and reliability in secondary caries diagnosis using image processing and deep learning methods.

Method: In this study, panoramic radiographs of patients admitted to Kocaeli University Faculty of Dentistry for various reasons were used. A total of 596 panoramic radiographs were included in the study. Using the Computer Vision Annotation Tool (CVAT) program, the images were labeled as healthy, primary caries, secondary caries, dental prosthetic crown, implant, and fractured tooth by drawing a rectangular box with 6 different labels. Of the 596 panoramic radiography images included in the study, 70% were used to train the models, 15% were used to validate the models, and 15% were used to test the developed models. Training was performed with YOLOv8 and YOLOv11 based deep learning models.

Results: In this study, the precision, accuracy, F1-score, mAP-0.5 and mAP0.50-0.95 values of YOLOv8m, a multi-class deep learning algorithm developed for the detection of six different dental conditions in panoramic radiographs: healthy teeth, primary decayed teeth, secondary decayed teeth, prosthetic dental crowns, dental implants and broken teeth, were found to be 0.812, 0.723, 0.765, 0.796 and 0.424, respectively.

These values are 0.713, 0.711, 0.712, 0.744, 0.383 for the YOLOv8x model and 0.751, 0.780, 0.780, 0.765, 0.785 and 0.436 for the YOLOv11x model, respectively.

In order to test how the success of the model will change after the data augmentation process is applied, the model was retrained by performing data augmentation in the YOLOv8m model. As a result, the success of the YOLOv8m-Aug model is 0.827, 0.711, 0.765, 0.819 and 0.434, respectively.

Conclusion: With the developed deep learning method, a model was obtained to help clinical practice in the detection of secondary caries. The developed model can be used as an auxiliary tool for the detection of secondary caries by supporting clinical examination.

Keywords: Deep learning, secondary caries, artificial intelligence, object detection, panoramic radiography

ÍTHAF

Babama...



TEŞEKKÜR

Uzmanlık sürecim boyunca bilgi ve deneyimlerini cömertçe paylaşarak mesleki gelişimime rehberlik eden, hem akademik hem de klinik alanlarda daha iyi birer birey olmamız için bizlere her zaman ilham veren, çalışma azmimizi artıran teşvik edici yaklaşımıyla motivasyon kaynağımız olan, tez sürecimde sabır ve özveriyle yanımda bulunup her adımda yol gösteren, mesleki gelişimim üzerindeki unutulmaz etkileri ve bana kattığı tüm değerler için Prof. Dr. Neslihan TEKÇE'ye,

Uzmanlık eğitimi ve klinik anlamda gelişmemizde bizleri sürekli motive eden, bildiklerini bizden hiçbir zaman sakınmayan, değerli fikirleriyle bizlere yol gösterici olan Restoratif Diş Tedavisi Anabilim Dalı Başkanı sayın Prof. Dr. Haluk Emre ÖZEL'e

Tez çalışmam süresince birlikte çalışmaktan büyük keyif aldığım, her soruma sabır ve özveriyle yanıt vererek süreci benim için daha verimli ve anlamlı hale getiren Yazılım Mühendisliği Bölümü'nden Dr. Öğr. Üyesi Kaplan KAPLAN'a ve Arş. Gör. Ahmet EKİZ'e

Uzmanlık eğitimi boyunca bana yalnızca bir arkadaş değil, adeta bir kardeş gibi destek olan, her zaman yanımda hissettiğim, karşılaştığımız her sorunu çözme konusundaki bitmeyen enerjisi ve azmiyle sürecimizi kolaylaştıran, birlikte gülüp eğlenerek güzel anılar biriktirdiğimiz sevgili dostum Alican KURAN'a

Berber çalışmaktan çok keyif aldığım, Kocaeli'de geçirdiğim bu yıllara anlam katan, beraber eğlenip beraber üzüldüğümüz, adeta bir aile gibi hissettiğim sevgili arkadaşlarım, Dilber ÇÖLKESEN, Derman YÜKSEL, Muhammet Ozan SÖZBİR, Betül Sena BAŞ, Aytaç ÜZEL, Hilal LAÇİN, Çiğdem AKUÇ TAŞAN, Şeyma Nilgün BALCI'ya,

Birlikte çalışmaktan keyif aldığım mesai arkadaşlarım Engin SAÇU, Vildan TURGUT, Meltem OĞHAN TÜRKOĞLU, Gaye Nur ÇAKIR, Mehmet Can ARARAT, Gülçin ÇIRAK tüm Restoratif Diş Tedavisi anabilim dalındaki araştırma görevlisi arkadaşlarıma ve bölüm personeline,

Destekleri ile her zaman yanımda hissettiğim bu günlere gelmemde en büyük katkı sahibi, ilk öğretmenim olan canım annem Hanife YERSEL'e, akademik anlamda her daim örnek aldığım canım ablam Dr. Öğr. Üyesi Beyhan Özge YERSEL'e

Sonsuz teşekkürlerimi sunuyorum.



BEYAN

Bu tez çalışmasını Kocaeli Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi uzmanlık tez yazım kılavuzu standartlarına uygun olarak yazdığımı, tezi akademik ve etik kurallara bağlı kalarak gerçekleştirdiğimi, özgün bir bilimsel araştırma eseri olduğunu, tezde yer alan ve bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen tüm bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve kaynakların kaynaklar listesinde yer aldığını, tezin çalışılması ve yazımı aşamalarında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını beyan ederim.



İÇİNDEKİLER

ONAY.....	vi
ÖZET.....	vii
SUMMARY.....	viii
İTHAF.....	ix
TEŞEKKÜR.....	x
BEYAN.....	xi
İÇİNDEKİLER.....	xii
TABLolar DİZİNİ.....	xv
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xvi
KISALTMALAR DİZİNİ.....	xviii
1. GİRİŞ VE AMAÇ.....	1
2. GENEL BİLGİLER.....	2
2.1. DİŞ ÇÜRÜKLERİ.....	2
2.2. DİŞ ÇÜRÜKLERİNİN SINIFLANDIRILMASI.....	3
2.2.1. Black Sınıflaması.....	4
2.2.2.Çürük Aktivitesi ve Şiddetinin Değerlendirilmesi için Nyvad Kriterleri.....	6
2.2.3. Mount ve Hume Sınıflaması.....	12
2.2.4. Uluslararası Çürük Tespit ve Değerlendirme Sistemi (ICDAS).....	13
2.2.5 Restorasyon ve Fissür Örtücülerle İlişkili Çürükler (CARS).....	20

2.2.6 Uluslararası Çürük Sınıflandırma ve Yönetim Sistemi (ICCMS™).....	20
2.3. SEKONDER ÇÜRÜK.....	23
2.3.1 Sekonder Çürük Gelişmesi ile İlişkili Faktörler.....	24
2.3.1.1 Diş ile Restoratif Materyal Arasındaki Marjinal Boşluk.....	24
2.3.1.2 Diş ile Restorasyon Arayüzü.....	24
2.3.1.3. Dentinin Enzimatik Yıkımı.....	27
2.3.2 Sekonder Çürüklerin Teşhisi.....	28
2.4 Yapay Zeka.....	29
2.4.1. Derin Öğrenme.....	31
2.4.1.1. Diş Hekimliğinde Derin Öğrenme Çalışmaları.....	31
2.4.1.2. Çürük Teşhisinde Derin Öğrenme Çalışmaları.....	32
2.4.1.2.1. Bitewing Radyografide Yapılmış Çalışmalar.....	32
2.4.1.2.2. Periapikal Radyografide Yapılmış Çalışmalar.....	33
2.4.1.2.3. Panoramik Radyografilerde Yapılmış Çalışmalar.....	34
3. GEREÇ VE YÖNTEM.....	34
3.1. Panoramik Radyografilerin Toplanması.....	35
3.2. Görüntülerin Etiketlenmesi.....	35
3.3. Verilen Bölünmesi.....	36
3.4 Derin Öğrenme Modellerinin Geliştirilmesi.....	37

3.4.1 YOLOv8 Tabanlı Derin Öğrenme Modeli.....	38
3.4.2. YOLOv11 Tabanlı Derin Öğrenme Modeli.....	45
3.5 Derin Öğrenme Modellerinin Performans Metrikleri.....	46
4. SONUÇLAR.....	51
5. TARTIŞMA.....	61
6. SONUÇLAR.....	69
7. KAYNAKÇA.....	70



TABLolar DİZİNİ

Tablo 1. Çürük lezyonu aktivitesi ve şiddetinin değerlendirilmesi için oluşturulmuş Nyvad kriterlerinin tanımı (Nyvad vd., 1999)

Tablo 2. ICDAS restorasyon, fissür örtücü veya eksiklik durumunun sınıflandırılması

Tablo 3. Karar numarası 2: ICDAS çürük durumunun sınıflandırılması

Tablo 4. Çalışmada etiketlenen sekonder çürük sayısı

Tablo 5. Derin öğrenme algoritmalarının genel performansı

Tablo 6. Derin öğrenme algoritmalarının sağlıklı dişleri tespit etme performansı

Tablo 7. Derin öğrenme algoritmalarının primer çürüklü dişleri tespit etme performansı

Tablo 8. Derin öğrenme algoritmalarının sekonder çürüklü dişleri tespit etme performansı

Tablo 9. Derin öğrenme algoritmalarının protetik dental kronları tespit etme performansı

Tablo 10. Derin öğrenme algoritmalarının dental implantları tespit etme performansı

Tablo 11. Derin öğrenme algoritmalarının kırık dişleri tespit etme performansı

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1. Remineralizasyon- Demineralizasyon Döngüsü

Şekil 2. Black'in sınıflaması

Şekil 3. Nyvad kriterlerine göre aktif ve inaktif çürük lezyonlarının tipik klinik belirtileri (Nyvad vd., 1999). Pürüzsüz yüzeyde aktif nonkaviteli lezyon (a) ve oklüzal yüzeyde (b). Pürüzsüz yüzeyde inaktif nonkaviteli lezyon (c) ve oklüzal yüzeyde (d). Oklüzal yüzeyde mikrokaviteli aktif (e) ve inaktif (f) lezyon. Aktif (g) ve inaktif (h) kaviteli lezyon.

Şekil 4. Mount ve Hume'un sınıfladığı diş çürüğünün lokalizasyonlarına göre skorlamaları

Şekil 5. ICDAS kriterleri için örnekler

Şekil 6. (0) Sağlam diş yüzeyi, (1) minede ilk görsel değişiklik, (2) restorasyon/fissür örtücü kenarına bitişik mine/dentinde belirgin görsel değişiklik, (3) skor 2'nin belirtileriyle birlikte <0,5 mm çürük defektleri, (4) altta dentinden gelen koyu gölgeyle birlikte restorasyon/fissür örtücü ile bitişik mine/dentin/segmentte marjinal çürük, (5) restorasyon/fissür örtücü ile bitişik belirgin kavite, (6) görünür dentinle geniş belirgin kavite.

Şekil 7. ICCMS Çürük Sınıflandırılması

Şekil 8. ICDAS Çürükleri Radyografik Sınıflama Sistemi

Şekil 9. Sekonder çürük lezyonunun iki çeşidinin şematik gösterimi

Şekil 10. Kompozit-diş arayüzündeki başarısızlık tiplerinin şematik gösterimi

Şekil 11. Yapay zekâ ve alt dalları

Şekil 12. YOLOv8 modellerinin önceki YOLO modellerine göre performans karşılaştırması (Ultralytics, t.y.-c, t.y.-b).

Şekil 13. YOLOv8 Model Mimarisi

Şekil 14. YOLO11 model ailesinin önceki YOLO modellerine göre COCO veri setindeki performans karşılaştırılması verilmiştir (Jocher & Qiu, 2024; Ultralytics, t.y.-a).

Şekil 15. IoU'nun şematik gösterimi

Şekil 17. YOLOv8m derin öğrenme modelinin performans metrikleri.

Şekil 18. YOLOv8x derin öğrenme modelinin performansını gösteren karmaşıklık matrisi

Şekil 19. YOLOv8x derin öğrenme modelinin performans metrikleri

Şekil 20. YOLOv11x derin öğrenme modelinin performansını gösteren karmaşıklık matrisi

Şekil 21. YOLOv11x derin öğrenme modelinin performans metrikleri

Şekil 22. YOLOv8m-Aug derin öğrenme modelinin performansını gösteren karmaşıklık matrisi

Şekil 23. YOLOv8m-Aug derin öğrenme modelinin performans metrikleri.

Şekil 24. Derin öğrenme modellerinin sekonder çürük ile çeşitli dental durumları panoramik radyografilerde otomatik olarak tespit etmesi

KISALTMALAR DİZİNİ

pH: Ortamın asiditesi

ICDAS: Uluslararası Çürük Tespit ve Değerlendirme Sistemi

WHO: Dünya Sağlık Örgütü

CPI: Toplum Periodontal İndeksi

PSR: Periodontal Tarama ve Kayıt

CARS: Restorasyon ve Fissür Örtücülerle İlişkili Çürükler

ICCMS™: Uluslararası Çürük Sınıflandırma ve Yönetim Sistemi

µm: Mikrometre

Ag: Gümüş

Cu: Bakır

Zn: Çinko

VGG: Çok Derin Evrişimsel Ağlar

YOLO: You Only Look Once

kVp: Kilovoltaj Pik

mA: Miliamper

s: Saniye

CVAT: Computer Vision Annotation Tool

GP: Gerçek Pozitif

YP: Yanlış Pozitif

YN: Yanlış Negatif

IoU: Intersection Over Union

ROC: Receiver operating characteristic curve

1. GİRİŞ VE AMAÇ

Dünya genelinde yaklaşık 2,3 milyar insanın diş çürüğünden etkilendiği ve bu durumun dünya nüfusunun neredeyse yarısını etkilediği tahmin edilmektedir. (James vd., 2017) Diş çürüğü ağız içerisindeki mikroorganizmalar tarafından üretilen laktik asit ile başlangıçta dişin mine tabakasının yıkımıyla karakterize enfeksiyöz bir hastalıktır. Bu durum dişlerde kavitasyonlara sebep olup tedavi edilmediği takdirde ağrı, enfeksiyon ve diş kaybına neden olabilir. (2,4) Ağız içerisinde görülen tüm çürükler görsel ve dokusal olarak tespit edilemeyebilir. Bu nedenle tespit oranını ve doğruluğunu arttırmak için görüntüleme teknikleri sıklıkla kullanılmaktadır. (Gomez ve ark., 2015, Michou ve ark., 2022) Görüntüleme teknikleri kullanılsa dahi diş hekimleri erken çürük lezyonlarını gözden kaçırabilmektedir. Bu nedenle teşhis ve tedavi başarısı teknolojiye ve hekimin bireysel performansına bağlıdır.

Sekonder veya rekürrent çürükler, en temel haliyle "mevcut restorasyonların kenarlarında oluşan lezyonlar" veya "restorasyonlar ya da fissür örtücülerle ilişkili çürükler" (CARS) olarak tanımlanmıştır (Machiulskiene vd., 2020; Mjör & Toffenetti, 2000). Sekonder çürük için bilimsel literatürde “sekonder” ve “rekürrent” çürük terimleri birbirinin yerine sıklıkla kullanılmaktadır.

Sekonder çürük tespitinde görsel dokusal muayene, radyografik muayene sıklıkla kullanılmaktadır. Alternatif teknik olarak görünür ışık transillüminasyon yöntemi (Datta ve ark., 2019), uluslararası çürük tespit ve değerlendirme sistemi (Abreu ve ark., 2001) sekonder çürük tespitinde kullanılabilmektedir.

Sekonder çürüklerin teşhisinde genel kabul görmüş bir altın standart yöntem bulunmamaktadır (Brouwer ve ark., 2016). Diş hekimleri, farklı yöntemlerle teşhis koyarak tedaviye yönelik kararlar alıyor olsa da bu kararlar arasında bir tutarlılık sağlanamamaktadır. Restorasyon değişimi için kullanılan kriterlerin doğruluk oranının sınırlı olduğu, yanlış pozitif teşhislere ve gereksiz invaziv müdahalelere yol açabileceği yönünde önemli kanıtlar bulunmaktadır (Kidd

ve ark., 1995; Rudolphy ve ark., 1995). Sekonder çürüklerin teşhisinde açık ve güvenilir bir yol gösterici bulunmaması; gereksiz doku kayıpları, maliyet artışı ve dişin ömrünün kısılması gibi olumsuz sonuçlara sebep olmaktadır (Brouwer ve ark., 2016).

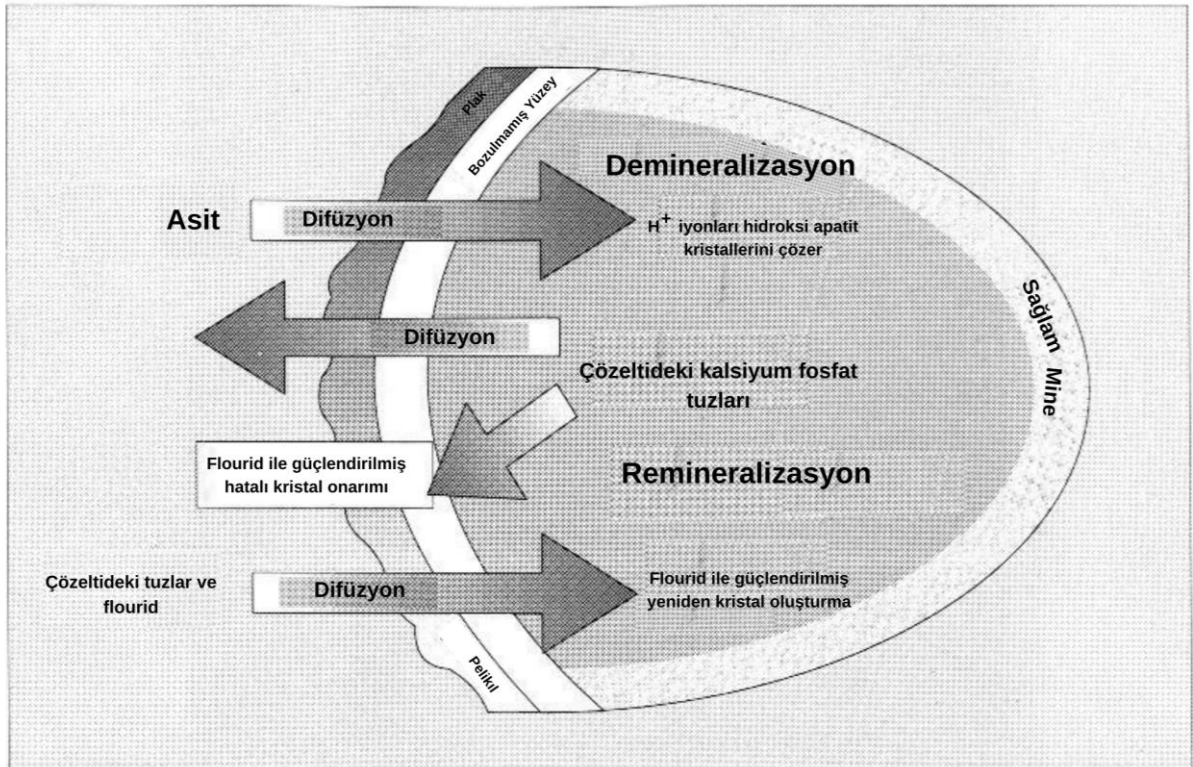
Yapay zekâ son zamanlarda diş hekimliğinde ve tıpta teşhis ve tedavi planlamasına yardımcı bir araç olarak popüler bir hale gelmiştir. Yapay zekâ yöntemlerinden biri olan derin öğrenme ise bu doğrultuda tıbbi görüntülerde çeşitli bulguları ve anatomik yapıları otomatik olarak tespit ve segmente edilmesinde sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Derin öğrenme modellerini kullanarak panoramik, bite-wing ve periapikal radyografi gibi dental radyolojide önemli yer tutan görüntüleme yöntemlerinde çürüklerin otomatik olarak tespit edilmesine yönelik çalışmalar olsa da sekonder çürüklerin tespitine yönelik bir girişime rastlanılmamıştır.

Bu doğrultuda bu çalışmanın amacı panoramik radyografilerde sekonder çürükleri otomatik olarak tespit eden ve teşhis planlamaya yardımcı bir araç geliştirmektir.

2. GENEL BİLGİLER

2.1. Diş Çürükleri

Diş yüzeyinde oluşan mikroorganizmalar açısından zengin mikrobiyal biyofilm ve beslenme sonucunda alınan şekerler arasındaki etkileşimler diş çürüklerine neden olan sürecin önemli bir parçasıdır. Bunun yanı sıra dişin yapısı, bireyin tükürük yapısı, içeriği ve akış hızı ile doğuştan getirdiği genetik yapısı da çürük oluşma sürecini etkiler (N. Pitts & Zero, t.y.). Diş ağız içerisinde sürekli bir demineralizasyon ve remineralizasyon süreçlerinden geçmektedir. Diş çürüğü ise normalde denge içerisinde olan bu süreçlerin bozulması ve yeterli bir süre boyunca net demineralizasyonun meydana gelmesi doğrultusunda meydana gelmektedir. Bu bakış açısı ile diş çürüğü sürecinin dinamik bir süreç olduğu söylenebilir (**Şekil 1**). Demineralizasyon sürecinin remineralizasyon sürecine kurduğu üstünlük sonucunda dişlerdeki belirli anatomik olarak yatkın bölgelerde spesifik çürük lezyonları oluşmaya başlar (N. B. Pitts vd., 2017).



Şekil 1. Remineralizasyon- Demineralizasyon Döngüsü

Dental biyofilm içerisinde bulunan mikroorganizmalar diyetle alınan fermente edilebilir karbonhidratları metabolize ederek organik asit üretirler. Laktik asit bu metabolik sürecin baskın son ürünüdür ve çürük oluşumundaki ana asit olarak kabul edilir (Takahashi, 2005). Organik asitler ilk olarak mine yüzeyinin altında demineralizasyona neden olur. Bu demineralizasyonun oluşması için biyofilmin sıvı fazında asitlerin birikmesi, pH'ın biyofilm ile mine ara yüzeyindeki koşulların doymamış hale geldiği noktaya kadar düşmesi gerekmektedir. Bunun sonucunda demineralizasyon meydana gelir. Demineralizasyon süreci sonucunda yüzeyde ve onun altında çözünme kaynaklı kalsiyum ve fosfat gibi metabolitler meydana gelir. Bu reaksiyon ürünlerinin birikmesi ile doygunluk derecesi yükselir ve daha fazla demineralizasyonun meydana gelmesi engellenir (Zero, 1999). Ek olarak florür varlığı da remineralizasyon sürecini destekleyerek demineralizasyonun ilerlemesini durdurabilir (ten Cate & Featherstone, 1991). Bunun yanı sıra doğal koruyucu olarak tükürük de seyreltme ile ağız temizliğine fayda sağlarken, tamponlama etkisi ile asitleri nötralize ederek etkinliklerini azaltır. Tüm bunlar sonucunda biyofilm sıvısının pH'ı normale döner ve son ürünler olarak oluşmuş olan kalsiyum, fosfat ve florür iyonları ile doymuş hale gelmesi sonucunda remineralizasyon sürecini başlatır. Ancak bu sürecin bozulması ya da demineralizasyonun geri dönülmez bir noktaya gelmesi sonucu diş çürüğü oluşur (N. B. Pitts vd., 2017).

2.2.Diş Çürüklerinin Sınıflandırılması

Diş hekimleri teknolojinin gelişmesi ile özellikle erken evrelerde çürük lezyonları önlemek, tedavi etmek ve tersine çevirmek için daha önleyici ve cerrahi olmayan bir tedavi modeli oluşturmakla birlikte bunun sürdürülebilirliğini sağlamayı amaçlamaktadırlar. Bunun içinde mevcut olan çürük lezyonunun hastalık süreçlerini doğru bir şekilde sınıflandırabilmek büyük bir önem taşımaktadır (Young vd., 2015). Çünkü diş çürükleri çok çeşitli klinik görüntülerde olabilmektedirler. İyi oluşturulmuş bir sınıflandırma diş hekimlerinin, çeşitli klinik görünümlere sahip olan bu lezyonun daha iyi bir şekilde yorumlamalarını sağlayarak uygun

tedavi kararlarını alacakları ihtiyaç duydukları bir sisteme sahip olmalarını sağlayacaktır (Ismail vd., 2013; Jenson vd., 2007; Tellez vd., 2013). Bu vizyon ve ilerlemeye rağmen hekimler genel olarak çürük sınıflandırma için esas olarak G.V. Black sistemini kullanmakta ve böylece çürük lezyonunu sınıflandırırken amaçlanan cerrahi sonuca atıfta bulunmaktadır. Ancak risk değerlendirmesini ve tedavi önerilerini kolaylaştırmak için lezyonun yeri, kaynaklandığı bölge, kapsamı ve mümkünse aktivitesinin sınıflandırılması tüm dental değerlendirmelerin bir parçası olmalıdır (Ismail vd., 2013; Jenson vd., 2007; Young & Featherstone, 2013). Diş çürüklerini daha iyi anlayıp daha iyi tedavi edebilmek adına birçok sınıflama yapılmıştır.

2.2.1. Black Sınıflaması

G.V. Black, ilk kez 1904 yılında yayınlanan “Operative Dentistry” isimli öncü metni ile modern operatif diş hekimliğinin temellerini atmıştır. Bu metinde belirttiği kavite sınıflandırması ile Black, çürük lezyonlarının invaziv bir yöntem ile temizlenmesi ve hastalıklı dişin eski anatomik formuna kavuşması adına kendisinden sonra gelecek hekimler için bir kılavuz oluşturmuştur. Çürüklerin diş yüzeylerinde görülme sıklıklarına dayalı bir sayısal sistem ile sınıflandırmasını kuran Black, bu sınıflama ile sadece çürük lezyonlarını değil aynı zamanda restorasyonlar için hazırlanan kaviteleri de sınıflamayı amaçlıyordu (Black, 1908). Sınıflamanın temelinde lezyonların tanımlanmasının yüzeysel faktörlerle dayanması sebebiyle statikti ancak çürük lezyonunu dinamik doğası gereği yıllar geçtikçe bu sınıflama yetersiz hale geldi. Ayrıca büyük ölçüde “önleme için genişletmeyi” savunması itibarıyla de erken beyaz nokta lezyonlarında bile kavite tipi tasarımı dolayısıyla gereksiz madde kaybına neden olmaktaydı. Ek olarak az önce de bahsedildiği gibi yüzeysel bir sınıflama olması nedeniyle ve lezyon dişin krununa doğru daha derine uzandığında restorasyonun artan boyutunu veya karmaşıklığını kaydetmenin bir yolu yoktu (Mount vd., 2006).

Black'in geliřtirmiř olduđu sistem kayda deęer bir mantık taşısa da ürüğün geliřimi anlayışının emekleme döneminde olduđu ve her ürük lezyonunun invaziv bir yöntem ile ıkarılarak yerine bir restoratif materyalin yerleřtirilmesi gereklilięi algısının olduđu bir zamana aitti (Mount vd., 2006). 1900'li yılların bařında ürüğün etiolojisinde ve ilerlemesinde bakterilerin rolü henüz yeni anlařılmaya bařlanmış, bakteri plaęı kavramı literatürde yaygınlařmamıř ve florür iyonunun remineralizasyon süreci üzerindeki pozitif etkisi bilinmemekteydi ("Etiology of Dental Caries", 1883; Kargul vd., 2003; Miller, 1884). Bunlara ek olarak madde biliminin geliřiminin de kısıtlı olduđu zamanlar olması sebebiyle restoratif materyaller günümüzdekine kıyasla karřılařtırılmayacak derecede eskiydi. Restorasyon materyali olarak mevcut seenekler altın, amalgam ve silikat simandan daha fazlası deęildi. Ayrıca radyografiler, iyi aydınlatma ve büyütme gibi diř hekimlięi teřhisinde büyük fayda saęlayan cihazlar da kısıtlıydı ya da mevcut deęildi. Bu nedenlerle, modern standartlara göre ciddi bir derece ilerlemiř bir ürük lezyonu oluřana kadar bu ürüęü teřhis edebilmek mümkün deęildi. Bu kısıtlamalara raęmen Black sınıflandırması büyük bir dönüşüme neden olmuř ve modern operatif diř hekimlięi disiplini iinde temel bir rehber olarak halen kendisine yer bulmaktadır (Mount vd., 2006).

Black tarafından önerilen altı temel ürük sınıfı vardır ve bu sınıflar diřlerin yapısında meydana gelen ürükler hakkında bilgi verir (Black, 1908) (**řekil 2**).

Sınıf I: Premolar ve molar diřlerin oklüzal yüzeylerindeki fissür ve pitlerde meydana gelen ürükleri içermektedir. Ayrıca, anterior diřlerin lingual yüzeylerinde de görülebilir.

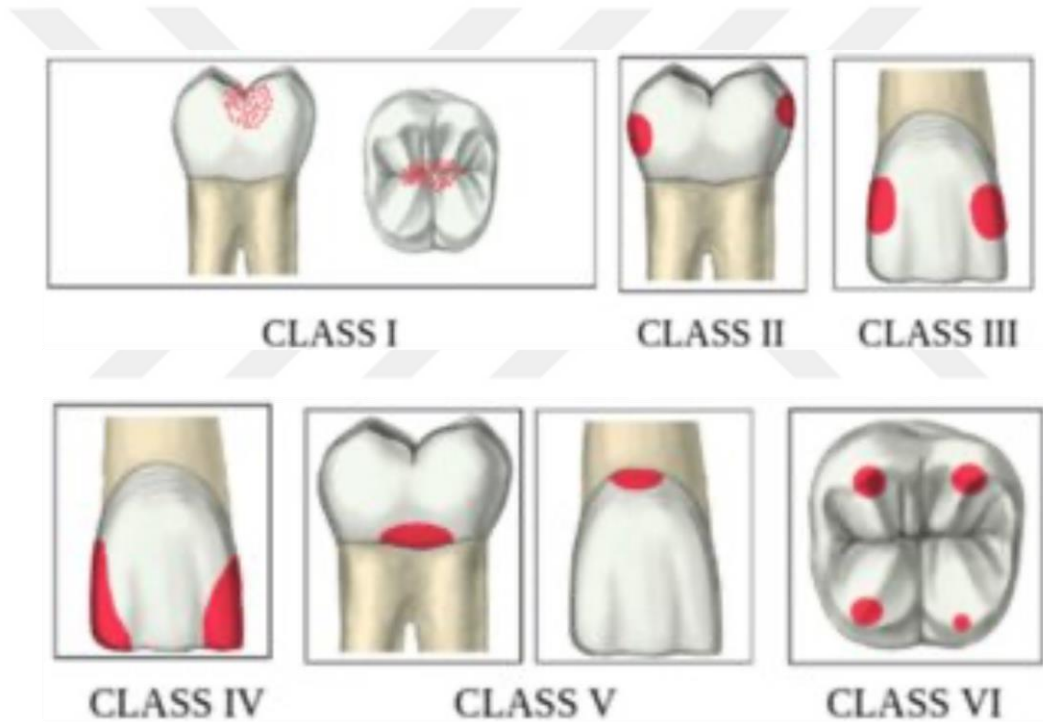
Sınıf II: Premolar ve molar diřlerin proksimal yüzeylerinde meydana gelen ürüklerdir.

Sınıf III: Anterior diřlerin proksimal yüzeylerinde oluřan ancak insizal kenara kadar uzanmayan ürüklerdir.

Sınıf IV: Anterior dişlerin proksimal yüzeylerinde oluşan ve insizal kenara kadar uzanan çürüklerdir.

Sınıf V: Diş eti çizgisine yakın olan servikal bölgede meydana gelen çürüklerdir. Tüm dişlerin bukkal veya lingual yüzeylerinde görülebilir.

Sınıf VI: Dişlerin kesici kenarları veya cusp adı verilen çıkıntılarında oluşan çürüklerdir. Bu sınıf, Black'in orijinal sınıflamasına sonradan eklenmiştir ve genellikle aşırı aşınma veya travma sonucu ortaya çıkar.



Şekil 2. Black'in sınıflaması

2.2.2. Çürük Aktivitesi ve Şiddetinin Değerlendirilmesi için Nyvad Kriterleri

Nyvad sınıflandırması görsel-dokunsaldır ve çürük lezyonu gelişiminin tüm sürekliliğini yansıtabilecek şekilde geliştirilmiş bir çürük sınıflandırmasıdır (**Tablo 1**). Klinik olarak sağlam yüzeyden başlayıp, kavitasyonsuz çürük, mikrokaviteasyonlu mine çürüğü ve dentini içine alacak kadar ilerlemiş olan kaviteasyonlu çürüklerin gelişiminin tüm devamlılığını içerir (Nyvad

vd., 1999). Sınıflandırmayı benzersiz kılan özelliği, kavite oluşumunun varlığı veya yokluğu üzerinden lezyonların ciddiyetini değerlendirmesiyle birlikte, her bir ciddiyet skorunun lezyon aktivitesini de değerlendirmesidir. Bir hastada doğal bir süreç ile ya da çürük kontrol prosedürleri olmasına rağmen meydana gelebilecek tüm çürük lezyon geçişlerini yeniden üretmek üzere tasarlanmıştır. Bu bağlamda dinamik bir yapı olan diş çürüğü sürecine uygun tasarlanmış dinamik bir sınıflandırma olması da önemlidir (Nyvad & Baelum, 2018).

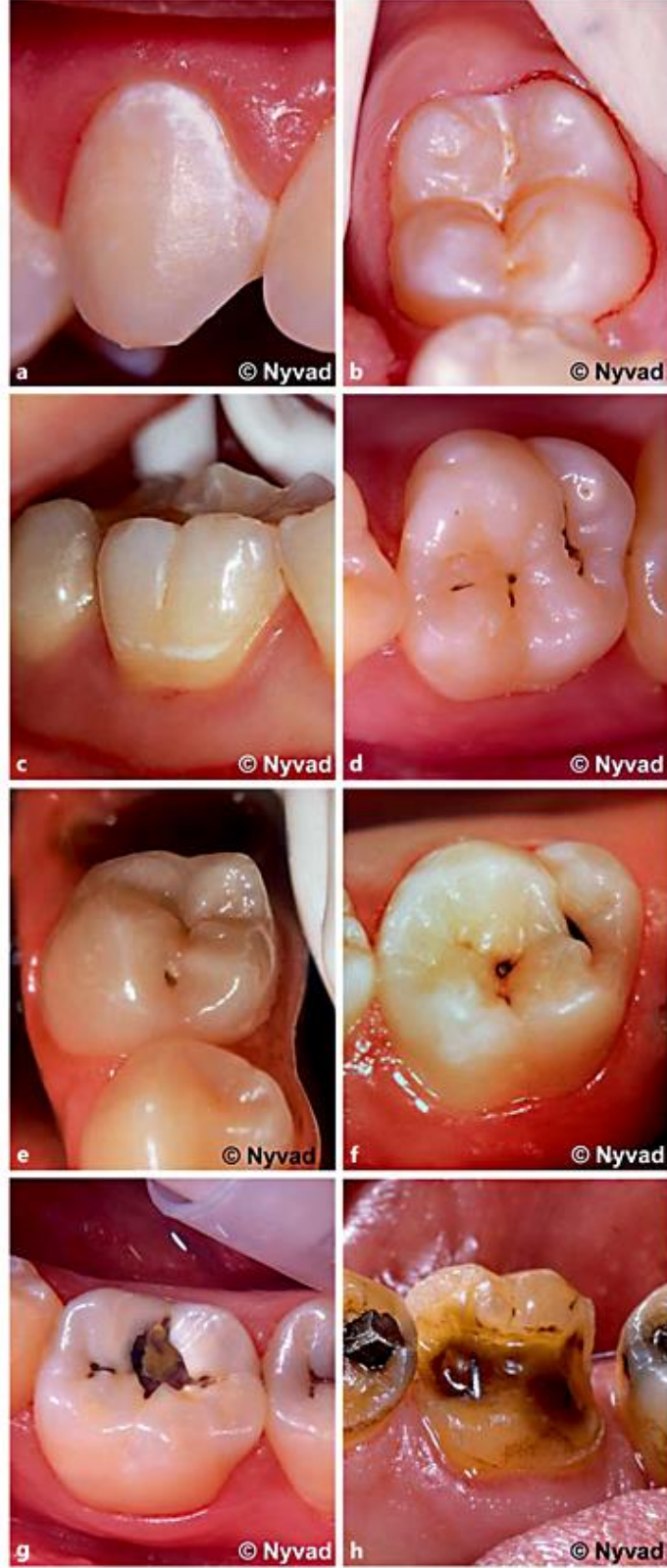
Tablo 1. Çürük lezyonu aktivitesi ve şiddetinin değerlendirilmesi için oluşturulmuş Nyvad kriterlerinin tanımı (Nyvad vd., 1999)

Puan	Kategori	Kriterler
0	Sağlam	Normal mine saydamlığı ve dokusu (Genel olarak sağlam fissürlerde hafif leke mevcudiyeti)
1	Aktif Çürük (Sağlam Yüzey)	- Mine yüzeyi beyazımsı/sarımtırak opak ve parlaklığını kaybetmiş; sond yüzeyde hafifçe gezdirildiğinde pürüzlü hissedilir, genellikle plakla kaplıdır. - Klinik olarak tespit edilebilir madde kaybı yok. - Düz yüzey: çürük lezyonu genellikle diş eti marjini yakınında yer alır. - Fissür/çukur: sağlam fissür morfolojisi; çürük fissür duvarları boyunca uzanır.
2	Aktif Çürük (Devamlılığı bozulmuş yüzey)	- Birinci puanın aynı kriterleri geçerli. - Sadece minede lokalize yüzey defekti (mikrokavite).

		• Alttan kazınmış mine veya sond ile tespit edilebilecek yumuşak zemin yok.
3	Aktif Çürük (Kavite)	• Mine/dentin kavitesi çıplak gözle kolayca görülebilir; kavite yüzeyi nazik sondlama sırasında yumuşak veya deri gibi hissedilir. • Çürük pulpaya ulaşmış ya da ulaşmamış olabilir.
4	İnaktif Çürük (Sağlam Yüzey)	• Mine yüzeyi beyazımsı, kahverengi veya siyahtır. • Mine parlak olabilir ve sond yüzeyde nazikçe gezdirildiğinde sert ve pürüzsüz hissedilir. • Klinik olarak tespit edilebilir madde kaybı yok. • Düz yüzey: çürük lezyonu genellikle diş eti marjiniinden biraz uzakta yer alır. • Fissür/çukur: sağlam fissür morfolojisi; lezyon fissür duvarları boyunca uzanır.
5	İnaktif Çürük (Devamlılığı bozulmuş yüzey)	• Dördüncü puanın aynı kriterleri geçerli. • Lokalize yüzey defekti (mikrokavite) sadece minede. • Alttan kazınmış mine veya sond ile tespit edilebilecek yumuşak zemin yok.
6	İnaktif Çürük (Kavite)	• Mine/dentin kavitesi çıplak gözle kolayca görülebilir; kavite yüzeyi nazik sondalama sırasında parlak olabilir ve sert hissedilebilir. • Çürük pulpaya ulaşmamış.

7	Dolgu (Sağlam Yüzey)	
8	Dolgu + Aktif Çürük	• Çürük lezyonu kaviteli veya kavitesiz olabilir.
9	Dolgu + İnaktif Çürük	• Çürük lezyonu kaviteli veya kavitesiz olabilir.

Nyvad kriterleri için yapılan intraoral muayene sırasında minenin yüzey topografik özelliklerinin doğru bir şekilde değerlendirilmesi için dişlerin temiz ve kuru olması gerekir. Ancak biyofilmin varlığı lezyon aktivitesinin güçlü bir göstergesi olması nedeniyle çürük muayenesinden önce dişlerin profesyonel olarak temizlenmesi istenmez. Bazen bir lezyonun aktif ve inaktif özellikleri bir arada bulundurması tanıyı zorlaştırır da tedavi perspektifinden bakıldığında bir kısmı aktif özellik gösteren diş çürüklerinde o lezyon aktif olarak sınıflandırılmalıdır (Nyvad vd., 1999). Nyvad kriterlerinin çürük lezyonu aktivitesi ve şiddetinin tüm klinik spektrumunu sadece 10 ayrı skorda (0 ila 9 arası skorlar) kapsadığı dikkate alınmalıdır (**Şekil 3**). Bu skorlar sağlam yüzeyler, dolgular ve aktif ve inaktif sekonder çürükler için ayrı kodlar içerir. Kriterler kullanıcı dostudur ve istatistiksel analize kolayca uyarlanabilir (Nyvad & Baelum, 2018).

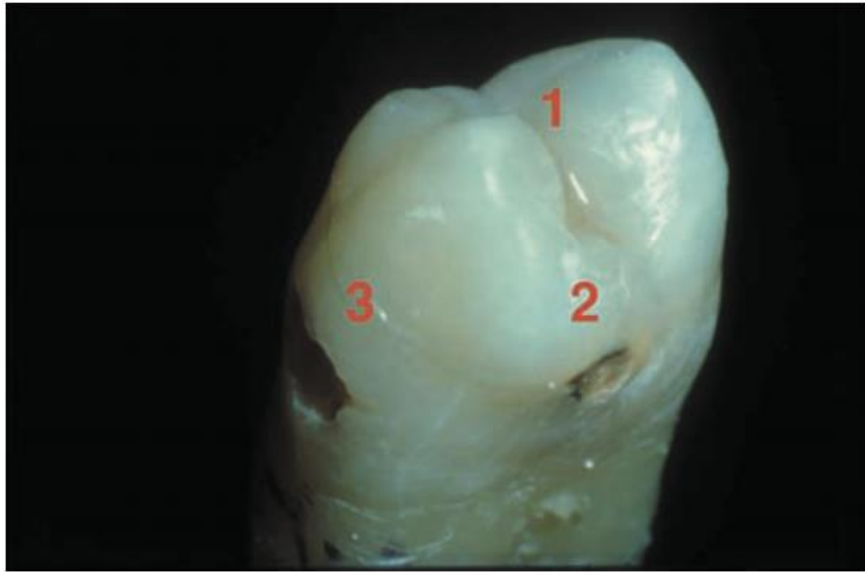


Şekil 3. Nyvad kriterlerine göre aktif ve inaktif çürük lezyonlarının tipik klinik belirtileri (Nyvad vd., 1999). Pürüzsüz yüzeyde aktif nonkaviteli lezyon (a) ve oklüzal yüzeyde (b). Pürüzsüz yüzeyde inaktif nonkaviteli lezyon (c) ve oklüzal yüzeyde (d). Oklüzal yüzeyde mikrokaviteli aktif (e) ve inaktif (f) lezyon. Aktif (g) ve inaktif (h) kaviteli lezyon.

2.2.3. Mount ve Hume Sınıflaması

Black sisteminin en önemli sorunlarını temel alarak yeni bir sınıflama geliştirmeyi hedefleyen Mount ve Hume, klinik olarak uygulaması literatüre basit ve anlaşılır bir öneri getirmişlerdir. Önerdikleri basit bir nümerik sistem ile en küçük başlangıç lezyonundan en gelişmiş ve karmaşık olana kadar çürük lezyonlarını tanımlamayı hedeflemişlerdir. Bu sınıflama, iki aşamadan meydana gelerek diş çürüğünün yerini ve büyüklüğünü anlatmak için geliştirilmiş bir sınıflamadır (Mount vd., 2006). Diş çürüğünün yerinin belirlenmesi amacıyla üç bölge tanımlanmıştır (Şekil 6).

- Bölge 1: Tüm dişlerin açıkta kalan mine yüzeylerindeki çukurlar, fissürler ve küçük defektler.
- Bölge 2: Herhangi bir komşu diş çifti arasındaki temas alanının hemen servikalindeki en yakın mine yüzeyleri.
- Bölge 3: Herhangi bir dişin tam çevresi etrafındaki kronun servikal üçte biri veya dişeti çekilmesini takiben açıkta kalan kök yüzeyi.



Şekil 4. Mount ve Hume'un sınıfladığı diş çürüğünün lokalizasyonlarına göre skorlamaları

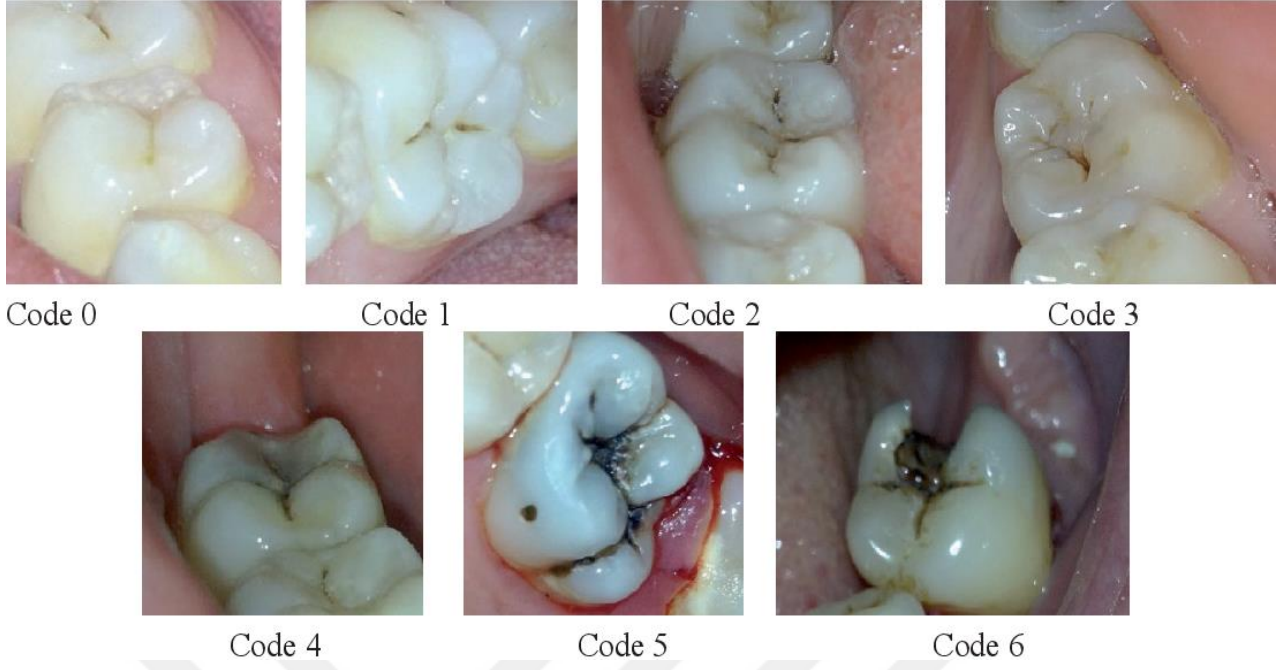
İkinci aşamada ise diş çürüğünün boyutuna uygun olarak bir sınıflama oluşturmuşlardır (Mount vd., 2006).

- **Boyut 0:** Tanımlanabilen en erken lezyondur. Bu aşama “beyaz nokta lezyonu” veya “erken erozyon lezyonu” gibi demineralizasyonun ilk aşamasını temsil eder ve invaziv bir işlem genellikle gerekmez.
- **Boyut 1:** Minimal düzeyde bir kavitasyon mevcuttur ve dentin artık etkilenmiştir. Lezyon artık tek başına remineralizasyon ile tedavi edilecek seviyeyi aşmıştır.
- **Boyut 2:** Kavitasyon artık minimal seviyeden daha fazladır ve diş yapısında orta derecede bir kayıp vardır. Kalan diş yapısı sağlamdır. Dentin tarafından iyi desteklenir ve normal oklüzal yük altında hasar görme ihtimali yoktur.
- **Boyut 3:** Lezyonun boyutu artık orta dereceyi de geçmiştir. Cusp ya da insizal köşe, kalan diş yapısı için bir miktar koruma gerektirecek kadar zayıflamıştır.
- **Boyut 4:** Yoğun çürük, erozyon veya travma diş yapısının büyük ölçüde kaybolmasına neden olmuştur. Bir cusp ya da insizal köşe çoktan kaybedilmiştir veya kök yapısı iki veya daha fazla bitişik yüzeyde kaybolmuş vaziyettedir.

2.2.4. Uluslararası Çürük Tespit ve Değerlendirme Sistemi (ICDAS)

ICDAS, diş çürüklerinin yüzey özelliklerine dayanarak yüzey değişikliklerini ve potansiyel histolojik derinliği ölçmeye yönelik geliştirilmiş bir sistemdir (**Şekil 4**). Bu sistem ile çürük tespitinin kodlaması ve çürük aktivite kodlaması ayrı ayrı yapılmaktadır. ICDAS sistemi, primer koronal çürüklerin tespit kriterleri için iki haneli bir kodlama sunar. Birinci hane, diş restorasyonları ile ilgilidir ve 0'dan 9'a kadar bir kodlama aralığına sahiptir (**Tablo 2**) (İsmail vd., 2007).

Tablo 2. Karar numarası 1: ICDAS restorasyon, fissür örtücü veya eksiklik durumunun sınıflandırılması		
Kod	Tanımlama	
0	Sağlam (Restorasyon ya da fissür örtücü bulunmayan)	
1	Fissür Örtücü (Parsiyel)	
2	Fissür Örtücü (Tamamen)	
3	Diş Renginde Restorasyon (Kompozit/Cam İyonomer)	
4	Amalgam Restorasyon	
5	Paslanmaz Çelik Kuron	
6	Porselen/Altın/Veneer Kuron	
7	Kaybedilmiş/Kırılmış Kuron	
8	Geçici Restorasyon	
9	96	Diş Yüzeyi İncelenemediği Durumlarda
	97	Çürük Nedeniyle Diş Kaybı
	98	Çürük Dışındaki Nedenlerle Diş Kaybı
	99	Henüz Sürmemiş Dişler



Şekil 5. ICDAS kriterleri için örnekler

İkinci hane ise 0'dan 6'ya kadar bir kodlama aralığını kapsar ve çürük kodlaması için kullanılır **(Tablo 3)**. ICDAS'da her diş mezial, distal, fasiyal, lingual ve oklüzal yüzeylere ayrılmıştır. Bazı diş yüzeyleri ayrıca bölümlere ayrılmıştır. Örneğin, maksiller molarlar için transvers çıkıntı ile bölünen oklüzal-mezial ve oklüzal-distal bölümler vardır. Mandibular molarlar için bukkal çukurlar düz diş yüzeylerinden ayrı olarak kodlanır. Benzer bir ayırım maksiller molarlar ve maksiller santral kesici dişlerin lingual fissürleri ve lingual düz diş yüzeyleri arasında da yapılır. Toplamda, ICDAS muayene formunda potansiyel olarak 182 adet birbirini dışlayan diş yüzeyi bulunmaktadır (İsmail vd., 2007).

Tablo 3. Karar numarası 2: ICDAS çürük durumunun sınıflandırılması		
Kod	Özellik	Açıklama
0	Sağlam Diş Yüzeyi	- Çürük belirtisi olmamalıdır (Dental minede, 5 saniye kurutulduktan sonra herhangi bir değişiklik olmamalıdır.). - Gelişimsel defektler (enamel hipoplazisi), florozis, diş aşınması (atrizyon, aşınma ve erozyon) ve dışsal veya içsel lekeler bulunan yüzeyler sağlam olarak kaydedilir. - Fissürlerde görülen çok sayıda lekeler de sağlam olarak değerlendirilmelidir, çünkü bu durum çürük olmayan alışkanlıklarla (örneğin sık çay içme) ilişkilidir.
1	Minenin İlk Görsel Değişikliği	Pit ve Fissürler Islak durumda çürük aktivitesine bağlı renk değişikliği gözlenmez ancak 5 saniye kurutulduktan sonra çürük opasitesi veya renk değişikliği (beyaz veya kahverengi lezyon) görülür. Veya Kod 0 ile tanımlanan lekeli çukurlardan ve fissürlerden farklı olarak sağlam minenin klinik görünümü ile uyumlu olmayan, ıslak veya kuru olarak izlenebilen çürüğe bağlı renk değişikliği. Pürüzsüz Diş Yüzeyleri Bukkal veya lingual yüzeyde ıslak durumda iken gözlenmeyen ancak 5 saniye hava ile kurutulduktan

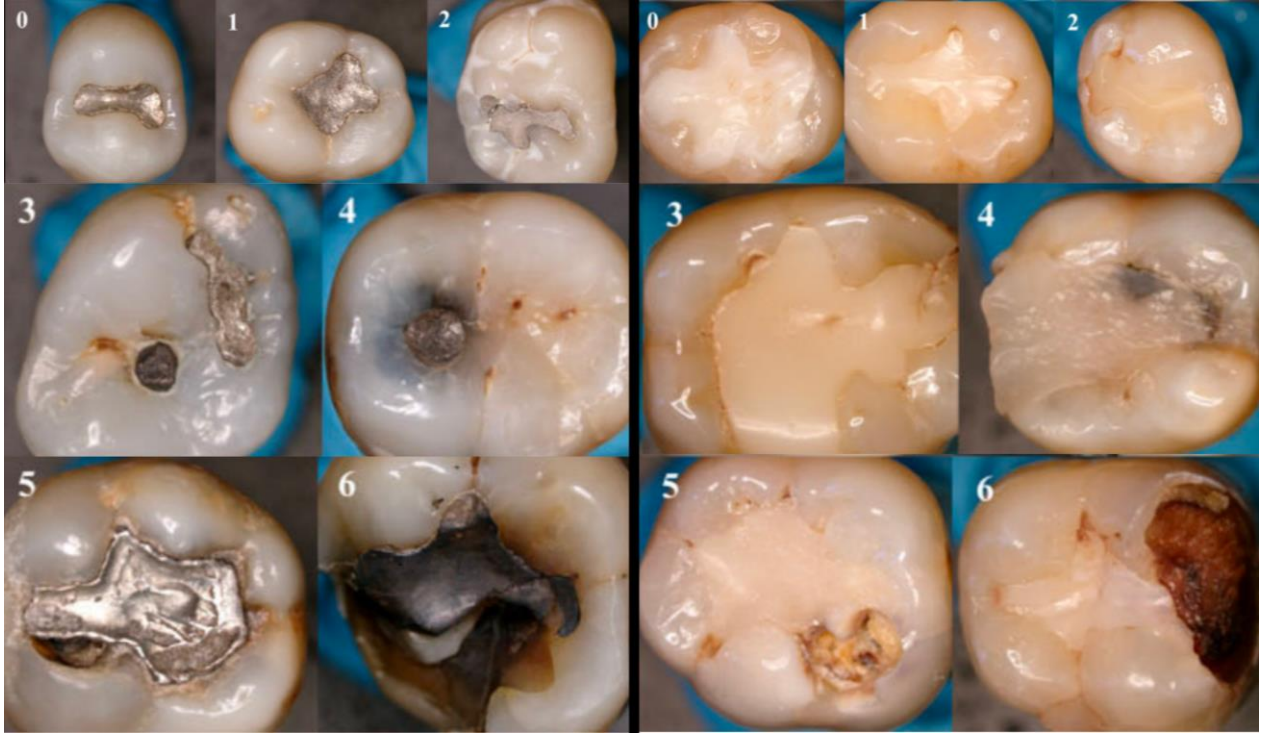
		sonra görülen çürük opasitesi (beyaz veya kahverengi lezyon).
2	Belirgin Görsel Değişiklik	• Diş ıslak olarak incelenmelidir. Islak durumda, (i) çürük opasitesi (beyaz lezyon) ve/veya (ii) doğal fissür/fossadan daha geniş olan kahverengi çürük renk değişikliği görülür (Not: Lezyon kuru olduğunda da görünür olmalıdır).
3	Çürük Nedeniyle Yerel Minenin Bozulması, Görülen Dentin veya Alt Gölgeler	• Diş ıslak olarak incelendiğinde, açık bir çürük opasitesi (beyaz lezyon) ve/veya kahverengi çürük renk değişikliği görülebilir ve bu, doğal fissür/fossa'dan daha geniştir. • Yaklaşık 5 saniye kurutulduktan sonra, fissür veya çukura girişte veya içinde çürük yapısal kaybı gözlemlenir. Bu, fissür veya çukurun girişinde veya içinde demineralizasyon [opak (beyaz), kahverengi veya koyu kahverengi duvarlar] olarak görsel olarak belirginleşir ve fissür veya çukur normalden geniş görünse de kavite duvarlarında veya tabanında dentin görünmez. • Şüphe durumunda veya görsel değerlendirmeyi doğrulamak için, WHO/CPI/PSR probu nazıkçe diş yüzeyinde kaydırılarak, çürüğün minede sınırlı olup olmadığı doğrulanabilir. Bu, top ucu şüpheli çukur veya fissür boyunca kaydırıldığında ve eğer top

		minenin kavite yüzeyine düştüğünde sınırlı bir kesiklik tespit edilirse sağlanır.
4	Dentin Gölgeği, Bozulmuş veya Bozulmamış Yerel Mine	• Bu lezyon, görünürde sağlam minenin yüzeyinden görülebilen koyu renkli dentin gölgesi olarak görünür, bu gölge minenin yüzeyinde veya altında yerel bozulma (yüzeyde süreklilik kaybı) gösterebilir veya göstermeyebilir. Gölge görünümü genellikle diş ıslakken daha belirgin görülür. • Koyu renkli alan, dişin değerlendirilen yüzeyinde başlayan çürüğü temsil eden içsel bir gölgedir ve gri, mavi veya kahverengi olarak görünebilir. • Eğer muayene edenin görüşüne göre, çürük lezyonu bitişik bir yüzeyde başlamışsa ve değerlendirilen yüzeyde herhangi bir çürük belirtisi yoksa, yüzey '0' olarak kodlanmalıdır.
5	Belirgin Kavite ve Görülen Dentin	• Opak veya renk değiştirmiş minede dentini açığa çıkaran kavite. Diş ıslak olarak incelendiğinde, minenin üzerinden görülebilen koyu dentin vardır. • Yaklaşık 5 saniye kurutulduktan sonra, fissür veya çukur girişinde veya içinde diş yapısının kaybını gösteren görsel kanıtlar vardır. • Bu, fissür veya çukurda demineralizasyon [opak (beyaz), kahverengi veya koyu kahverengi duvarlar] olarak görsel olarak belirgindir ve muayene edenin görüşüne göre dentin açığa çıkmıştır.

		• WHO/CPI/PSR probu, dentinde kavite varlığını doğrulamak için kullanılabilir. Bu, top ucunun şüpheli çukur veya fissür boyunca kaydırılmasıyla ve eğer top kavitenin açılışına girerse ve muayene edenin görüşüne göre taban dentin içinde ise, bir dentin kavitesi tespit edilir.
6	Geniş Belirgin Kavite ve Görülen Dentin	• Belirgin diş yapısı kaybı, kavite hem derin hem de geniş olup, duvarlarda ve tabanda dentin net bir şekilde görünür. • Geniş bir kavite, diş yüzeyinin en az yarısını içerir veya pulpa ulaşabilir.

2.2.5. Restorasyon ve Fissür Örtücülerle İlişkili Çürükler (CARS)

CARS, ICDAS sisteminin bir parçası olarak sadece restorasyonların etrafındaki çürük lezyonlarını değerlendirmek için tasarlanmıştır (**Şekil 5**). Sekonder çürüklerin primer çürüklere benzer olduğu düşünüldüğünden, primer çürük kriterlerine uygulanan ilkeler burada da uygulanmıştır (N. B. Pitts vd., t.y.; Stolfo Uehara vd., 2022).

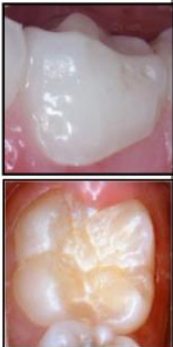
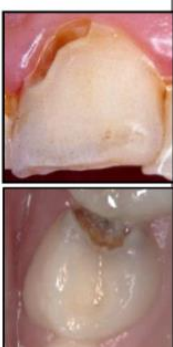


Şekil 6. (0) Sağlam diş yüzeyi, (1) minede ilk görsel değişiklik, (2) restorasyon/fissür örtücü kenarına bitişik mine/dentinde belirgin görsel değişiklik, (3) skor 2'nin belirtileriyle birlikte <0,5 mm çürük defektleri, (4) altta dentinden gelen koyu gölgeyle birlikte restorasyon/fissür örtücü ile bitişik mine/dentin/segmentte marjinal çürük, (5) restorasyon/fissür örtücü ile bitişik belirgin kavite, (6) görünür dentinle geniş belirgin kavite.

2.2.6. Uluslararası Çürük Sınıflandırma ve Yönetim Sistemi (ICCMS™)

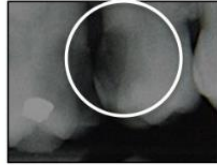
ICCMS™, diş yapısını korumak ve yalnızca endike olduğunda restore etme amacıyla meydana gelmiş bir sistemdir (**Şekil 7**). Bu sistem günümüzde çürük sürecinin evrelendirilmesini, risk değerlendirilmesini ve yönetimini destekleyen tek sistemdir. Ayrıca ICCMS™ diğer sistemlerin

aksine, iyi temellere dayanan ve yaygın olarak kullanılan ICDAS sınıflamasına dayanmaktadır (Ismail vd., 2015).

ICCMS Çürük Birleştirilmiş Kategorilerinin Tanımı			
Çürük Sınıflamaları	Sağlam Yüzeyler (ICDAS kod 0)		Sağlam diş yüzeyleri, temiz olarak ve uzun süre havada kurutulduktan sonra (5 saniye) bakıldığında görünür çürük kanıtı göstermez (mine saydamlığında değişiklik yok veya şüpheli). (Mine hipomineralizasyonu (florozis dahil), diş aşınması (atrizyon, abrazyon ve erozyon) ve ekstrinsik veya intrinsik lekeler gibi gelişimsel kusurları olan yüzeyler sağlam olarak kaydedilecektir).
	İlk evre çürükler (ICDAS kodları 1,2)		Sağlam minenin klinik görünümü (ICDAS kodu 1 veya 2) ile tutarlı olmayan yüzey bozulması veya altta yatan dentin gölgelenmesi kanıtı göstermeyen çürük opasite veya görünür renk değişikliği (beyaz nokta lezyonu ve/veya kahverengi çürük renk değişikliği) olarak görülen minede ilk veya belirgin görsel değişiklikler.
	Orta evre çürükler (ICDAS kodları 3,4)		Görünür dentin maruziyeti olmaksızın lokalize mine parçalanması (ICDAS kodu 3) veya değerlendirilen yüzeyden kaynaklandığı belli olan altta yatan dentin gölgesi (ICDAS kodu 4) olan beyaz veya kahverengi leke lezyonu. (Mine bozulmasını doğrulamak için, WHO/CPI/PSR bilye uçlu prob diş bölgesi boyunca nazikçe kullanılabilir - bilye mine mikro boşluğuna/süreksizliğine düşerse sınırlı bir süreksizlik tespit edilir).
	İleri evre çürükler (ICDAS kodları 5,6)		Görünür dentin ile opak veya renksiz minede belirgin bir kavite (ICDAS kodu 5 veya 6). (WHO/CPI/PSR probu kavitenin dentine uzandığını doğrulayabilir).

Şekil 7. ICCMS Çürük Sınıflandırılması

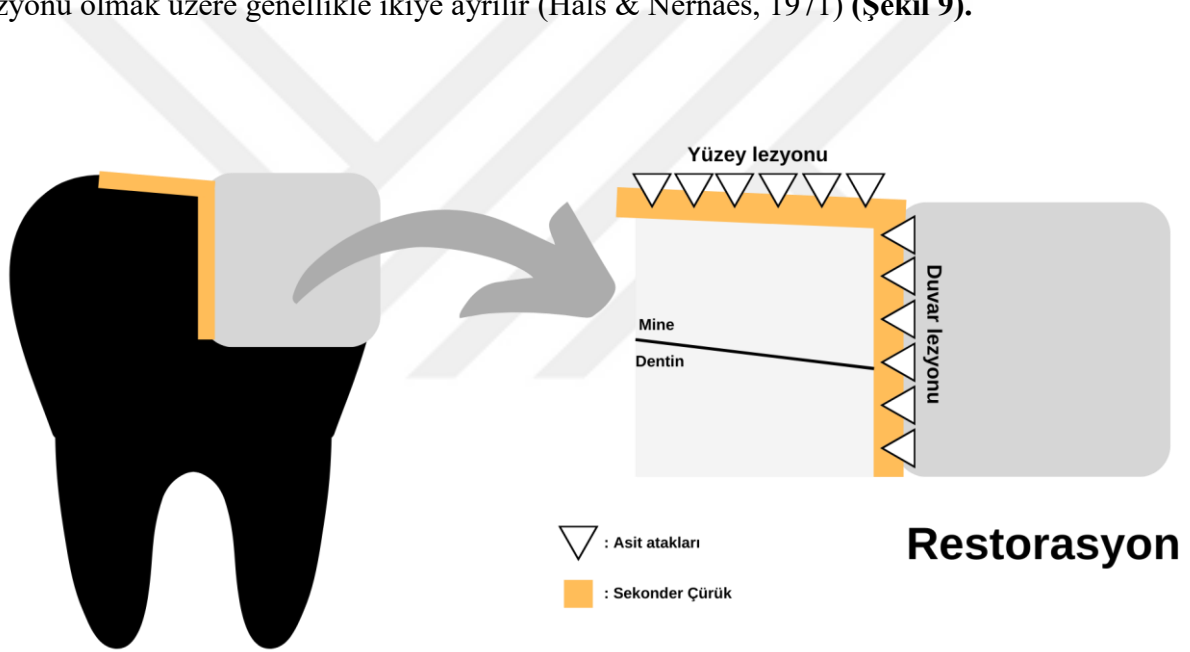
Radyografiler mevcut ise ilk adım posterior dişlerdeki koronal çürük lezyonlarını skorlara göre derecelendirmektir (N. B. Pitts vd., t.y.). ICCMS posterior diş yüzeylerini radyografik olarak sınıflandırır (**Şekil 8**) (Agustsdottir vd., 2010; Ekstrand vd., 2011). Bu skarlama sisteminin hem tekrarlanabilirliğinin hem de doğruluğunun oldukça iyi ile mükemmel olduğu bildirilmiştir (Ekstrand vd., 2011).

ICDAS Çürükleri Radyografik Sınıflama Sistemi				
ICCMS Çürük Sınıflaması	0	Radyolusentlik yok		Radyolusentlik yok
	RA: İlk Evreler	RA 1		Minenin dış 1/2'sinde radyolusensi
		RA 2		Minenin iç 1/2'sinde radyolusensi ± EDJ (mine-dentin birleşimi)
		RA 3		Dentinin dış 1/3'ü ile sınırlı radyolusensi
	RB: Orta Evreler	RB 4		Dentinin orta 1/3'üne ulaşan radyolusensi
	RC: İleri Evreler	RC 5		Dentinin iç 1/3'üne ulaşan radyolusensi, klinik olarak kavite
		RC 6		Pulpa içinde radyolusensi, klinik olarak kavite

Şekil 8. ICDAS Çürükleri Radyografik Sınıflama Sistemi

2.3. Sekonder Çürük

Sekonder veya rekürrent çürükler, en temel haliyle "mevcut restorasyonların kenarlarında oluşan lezyonlar" veya "restorasyonlar ya da fissür örtücülerle ilişkili çürükler" (CARS) olarak tanımlanmıştır (Machiulskiene vd., 2020; Mjör & Toffenetti, 2000). Sekonder çürük için bilimsel literatürde “sekonder” ve “rekürrent” çürük terimleri birbirinin yerine sıklıkla kullanılmaktadır. Ancak “sekonder” kavramına daha çok Avrupa kaynaklı çalışmalarda rastlanılırken, “rekürrent” kavramı ise tipik olarak Kuzey Amerika merkezli çalışmalarda kullanılmaktadır (Mjör, 2005). Sekonder çürük oluşabileceği yerlere göre yüzey ve duvar lezyonu olmak üzere genellikle ikiye ayrılır (Hals & Nernæs, 1971) (Şekil 9).



Şekil 9. Sekonder çürük lezyonunun iki çeşidinin şematik gösterimi

Bu çürükler restorasyonlarla ilişkilidirler ve restorasyon ile diş arasındaki boşluktan asidik sıvıların veya biyofilmin girmesiyle oluşabilir. Kusurlu bir restorasyon ile ilintili olabileceği gibi sağlam bir restorasyonda da meydana gelebilir. Bunun için restorasyonun diş dokusuna kıyasla daha düşük tamponlanma kapasitesine sahip olması gerekir. Bunlar dışında restorasyon ile nedensel açıdan ilişkili olmadan sadece mevcut restorasyona bitişik olarak devam eden

ürük aktivitesinin bir sonucu olarak primer ürük řeklinde de gelişim gösterebilir (Ferracane, 2017; Kidd, 2001; Schwendicke vd., 2014). Ancak bahsedilen bu durumlar için de ürük gelişimi ile ilişkili olduđu net olarak bilinen karyojenik biyofilmin varlığı, fermente edilebilir karbonhidratlarla beslenme, mineral kaybında dengesizlik ve diş sert dokusunun kaybı gereklidir (Askar vd., 2020).

2.3.1. Sekonder ürük Gelişmesi ile İlişkili Faktörler

Yapılan restorasyonların başarısızlığının ana nedenlerin biri sekonder ürük oluşumudur (Demarco vd., 2012; Opdam vd., 2014). Tüm dünyada uygulanan restoratif işlemlerin yaklaşık yarısının başarısız veya kusurlu bir restorasyonun değıştirilmesi olduđu öne sürölmüştür (Deligeorgi vd., 2001; Gordan vd., 2012; Mjör, 2005). Sekonder ürük oluşumunda restoratif materyal ile diş arasındaki marjinal boşluk boyutu, diş ile restorasyonun arayüzü, dentinin enzimatik bozulması ve genel ürük riski dahil olmak üzere çeşitli faktörler sekonder ürük lezyonun oluşmasında önemli bir etkiye sahiptir (Timm Maske, 2018).

2.3.1.1. Diş ile Restoratif Materyal Arasındaki Marjinal Boşluk

Sekonder ürüklerin oluşmasında karyojenik bir biyofilm gerekliliđi kaçınılmaz olsa da diş ile restoratif materyal arasındaki yüzeyde meydana gelen bir boşluk ya da yüzey devamlılığının bozulması da en önemli gerekliliklerden biridir (Ferracane, 2017). İlk başlarda bu mikroboşluk sebebiyle meydana gelen mikrosızıntı ile gelişen bakteriyel istilanın ürük lezyonu gelişimine neden olduđu söylenmiştir (González-Cabezas vd., 1995, 1999, 2002). Bu teoride sekonder ürüklerin herhangi bir mikroboşluk boyutunda gelişebileceđi ancak boşluk ne kadar büyük olursa ürük gelişme riskinin o kadar yüksek olacağı ima edilmiştir (P vd., 2007) Ancak, bazı çalışmalar mikrosızıntının klinik sekonder ürük ile ilişkisinin olmadığını iddia etmiştir (Kidd vd., 1995; Rz vd., 2007) Bu teori ise her ne kadar mikrosızıntı ve mikroboşluk olsa da

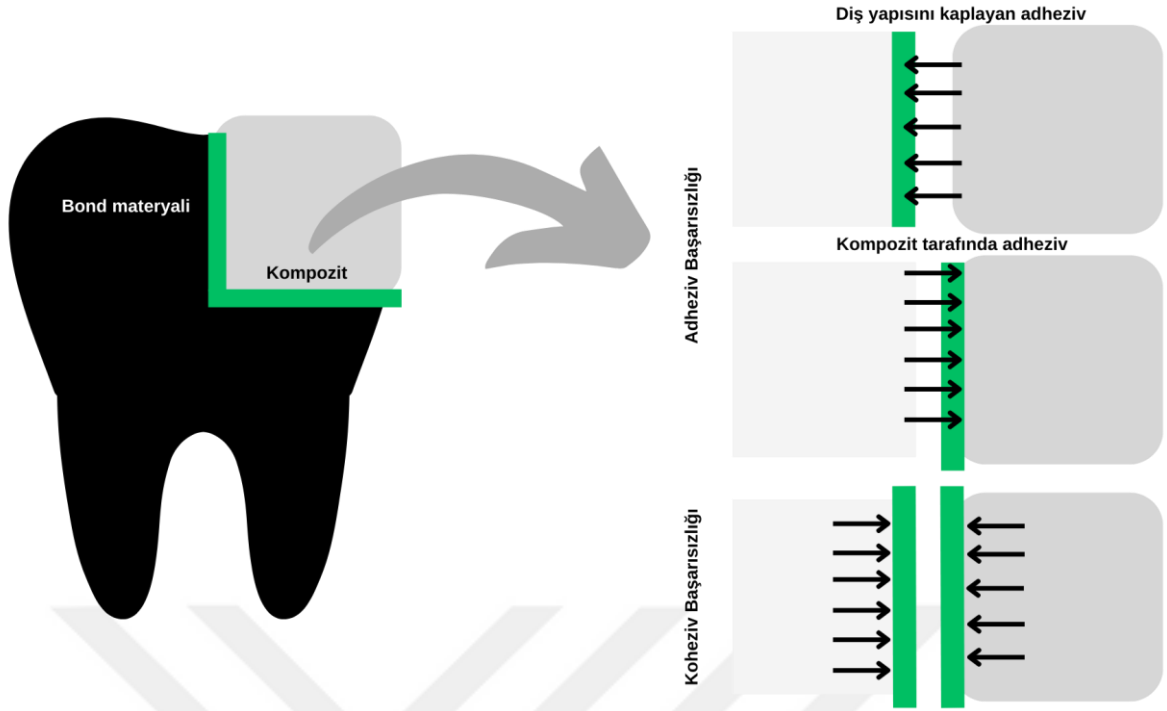
karyojenik biyofilm olmadan çürük oluşmayacağı fikrine dayanmaktadır. Mikroboşluk içerisinde biyofilm gelişmesi için ise gerekli genişliğin ise 225 µm'den büyük olması gerektiği öne sürülmüştür (Kidd vd., 1995; Rz vd., 2007). Bu yeni teori makrosızıntı olarak adlandırılmış ve günümüzde çürük bilimciler ile restoratif diş tedavisi uzmanlarının çoğu tarafından onaylanmaktadır (Nedeljkovic vd., 2015) Güncel çalışmalarda ise sekonder çürük oluşumuna izin verecek karyojenik biyofilmin oluşması için gereken boşluk genişliğinin başlangıçta düşünülenlerden daha küçük olabileceğini gösteren in vitro ve in situ çalışmalar mevcuttur (Khvostenko vd., 2015; Kuper vd., 2014; Turkistani vd., 2015) Bu doğrultuda 70 µm'den daha dar boşlukların bile biyofilm oluşumuna izin verebildiği söylenmektedir (Timm Maske, 2018)

2.3.1.2. Diş ile Restorasyonun Arayüzü

Bir restorasyon iyi bir şekilde uyumlandığında ve iyi bir sızdırmazlık sağlandığında bu durum sekonder çürük gelişimine karşı bir koruma sağlar. Ancak çiğneme kuvvetleri, biyofilm ve enzimatik bozulma gibi ağız ortamının fizyolojik koşulları özellikle kompozit restorasyonlarda diş ile restorasyon arayüzünün kalitesini etkiler. Bu durum ise sekonder çürük lezyonuna neden olabilecek marjinal boşluklara ve kusurlara yol açabilir (Carvalho & Manso, 2016). Sekonder çürük oluşumu, mikroboşlukların yanı sıra restoratif tedavide kullanılan dental materyalin türü ve bağlantı başarısızlığının çeşidi ile de ilişkilidir (Kuper, Montagner, vd., 2015; Kuper, van de Sande, vd., 2015; Montagner, Maske, vd., 2016; van de Sande vd., 2014)

Restoratif materyal çeşidinin çürük oluşumunda risk arttırıcı ve azaltıcı etkileri olduğuna yönelik çalışmalar mevcuttur. Amalgamın bakteri adezyonunu Ag, Cu ve Zn gibi iyonları serbest bırakarak azalttığını ve böylece çürük önleyici olarak davrandığı bilinmektedir (Glassman & Miller, 1984; Morrier vd., 1998). Ayrıca amalgam korozyon ürünleri oluşturarak ve genişleme özelliği dolayısıyla mevcut boşlukları azaltma kapasitesine sahip bir restoratif materyaldir. Bu özelliği sayesinde restorasyon marjinlerini sızdırmaz hale getirerek sekonder çürük oluşum riskini azaltır (Ben-Amar vd., 1995; Osborne, 2006). Rezin kompozit restorasyonlar ise yüzey tomografi sebebiyle bakteri üremesini arttırır ve amalgam veya cam iyonmer restorasyonlara kıyasla daha fazla biyofilm birikimine neden olur (Beyth vd., 2008; Svanberg vd., 1990). Bu konudaki farklı görüşlere rağmen, amalgam ya da rezin kompozit materyallerin kendi başlarına sekonder çürüklere neden olduğuna ya da azalttığına dair kesin bir kanıt halen bulunamamıştır (Kuper, Montagner, vd., 2015; Kuper, van de Sande, vd., 2015; van de Sande vd., 2014).

Restoratif materyalin yanı sıra adeziv sistemler de sekonder çürük gelişiminde rol oynayabilir (Diercke vd., 2009; P vd., 2007). Kompozit restorasyonlar klinik olarak genellikle koheziv ve adeziv olmak üzere iki tip arayüz başarısızlığına maruz kalabilir (**Şekil 10**). Adeziv başarısızlık meydana geldiğinde bonding materyali ya diş üzerinde ya da kompozit materyali üzerinde kalabilir. Kompozit üzerinde kaldığında muhtemelen diş komşuluğunda biyofilm büyümesini teşvik ederek duvar lezyonunun ilerlemesini destekleyebileceği bildirilmiştir (Montagner vd., 2015). Tam tersi durumda ise yani adeziv başarısızlık sonucunda bonding materyali diş tarafında kaldığında dentini demineralizasyona karşı kısmen koruduğu gösterilmiştir (Montagner, Opdam, vd., 2016). Ancak, bu ilişki in situ bir çalışmada doğrulanmamıştır (Montagner vd., 2015).



Şekil 10. Kompozit-diş arayüzündeki başarısızlık tiplerinin şematik gösterimi

2.3.1.3. Dentinin Enzimatik Yıkımı

Matriks metalloproteinazlar dentin, dentin sıvısı ve tükürükte bulunan ve neredeyse tüm ekstraselüler matriks bileşenlerini parçalayabilen enzimlerdir. Çalışmalar konak kaynaklı matriks metalloproteinazların ve sistein katepsinlerin çürük oluşumu sırasında dentin matriksinin bozulmasına doğrudan neden olduğunu göstermişlerdir (Visse & Nagase, 2003). Proteoliz teorisi olarak bilinen protein yıkımının dentinin enzimatik yıkımında ve dentin çürüğünün gelişiminde önemli rol oynadığı, bununla birlikte dentin ile restoratif materyal arasındaki adeziv yapının başarısını etkileyerek sekonder çürük oluşumunda etkili olduğu bildirilmiştir (Takahashi & Nyvad, 2016; Tjäderhane vd., 2015). Dentin çürüğünün patogenezindeki rollerinin yanı sıra matriks metalloproteinazların restorasyonların adeziv hibrit tabakasında bozulmalara da neden olduğu öne sürülmüştür (Mazzoni vd., 2015).

Matriks metalloproteinazların aktivitesi proteinazların doku inhibitörü olarak da bilinen endojen inhibitörler ve klorheksidin, tetrasiklin, galardin gibi eksojen inhibitörler tarafından azaltılabilir (Chaussain-Miller vd., 2006; Mazzoni vd., 2015). Bu inhibitörlerin etki mekanizmaları çok çeşitli olabilmektedir. Çoğunluğu kalsiyumu şelatlayarak veya aktif bölgedeki çinko iyonlarının yerini alarak inhibe edici etkisini gösterirken, bazıları ise matriks metalloproteinazların propeptid fragmanı ile etkileşime girerek ya da matriks metalloproteinazların erişimine engel olarak veya substratı kaplayarak inhibisyon görevlerini yerine getirebilirler (Mazzoni vd., 2012, 2015; Tjäderhane vd., 2015). Matriks metalloproteinaz inhibitörleri arasında en çok test edilen ve araştırılan klorheksidin, %0,2 gibi düşük konsantrasyonlarda bile matriks metalloproteinazların aktivitesini azaltan ve restorasyon ile diş arasındaki arayüzey bozulmasını azaltarak bağlanma gücünün korunmasını sağlamaktadır (Breschi vd., 2010; Montagner vd., 2014). Matriks metalloproteinaz inhibitörlerinin sekonder çürüklerin oluşmasını önlemede önemli bir etkiye sahip olduğu söylenmiştir ve bu amaçla klinik uygulamada klorheksidin sıklıkla kullanılmaktadır (Sulkala vd., 2001; Tjäderhane vd., 2015).

2.3.2. Sekonder Çürüklerin Teşhisi

Sekonder çürükler sebebiyle restorasyonların yenileme sıklığı ve bu durumun oluşturduğu ekstra maliyet göz önünde bulundurulduğunda, restoratif materyallerin sekonder çürük oluşumuna eğilimlerini azaltmak adına çalışmalar yapılmıştır (Wang vd., 2014). Ancak sekonder çürüklerin teşhis edilmesi hem hastalığın gerçek yükünü tespit edebilmek hem de tedavi planlamasını uygun bir şekilde yapabilmek adına mühim olsa da yeteri kadar ilgi görmemiştir. Sekonder çürüklerin teşhisi ile ilgili önerilen altın standart bir yöntem bulunmamaktadır (Brouwer vd., 2016). Diş hekimleri çeşitli metotlar ile bu teşhisi yaparak tedavi kararlarında bulunmaktadır, ancak bu kararlarda bir homojenite söz konusu değildir.

Restorasyon deęişim kararının dayandıęı kriterler sınırlı bir doęruluęa sahip olmamakla birlikte potansiyel olarak yanlış pozitif tanılara ve gereksiz invaziv müdahalelere yol açtıęına dair kanıtlar da bulunmaktadır (Kidd vd., 1995; Rudolph vd., 1995). Sekonder çürük teşhisinde net ve güvenilir bir yol gösterici durumun olmaması ise gereksiz doku kayıplarına, gereksiz maliyetlere ve dişin ömrünün kısalmasına neden olmaktadır (Brouwer vd., 2016)

Sekonder çürüklerin tespit edilmesine yönelik görsel, dokusal, radyografik, lazer floresan ve kantitatif ışıkla indüklenen floresans deęerlendirmeleri gibi eski ve yeni birçok metot bulunmaktadır. Yapılan çalışmalarda bu yöntemler içerisinde görsel, radyografik ve lazer floresans yöntemlerinin çürük ve sağlam yüzeyleri tespit etmede benzer sensitivite ve spesifite deęerlerine sahip olduęu söylenmiştir (Brouwer vd., 2016). Dokusal ve ışıkla indüklenen floresans sistemlerinin ise izole bir şekilde kullanılmadıkları durumlarda şu anki halleriyle yararlı olmadıkları belirtilmiştir. Düşük çürük riskine sahip toplumlarda ise yanlış-pozitif okumalar sonucunda yapılacak gereksiz invaziv tedavileri önlemek açısından sekonder çürüklerin yavaşça ilerlemesine izin vererek gözden kaçan lezyonları belki bir sonraki kontrol seansında tespit etmek gerektięi söylenmiştir (Schwendicke vd., 2016). Sekonder çürüklerin tespiti amacıyla bite-wing radyografi ile dokusal-görsel yöntemlerin kombine edilmesi gerektięi önerilmektedir. Ancak lezyon şüpheli olarak tespit edildiyse ve sekonder çürük varlıęından emin olunamıyorsa lezyonun belli aralıklarla takip edilmesi gerektięi önerilmiştir (Schwendicke, Splieth, vd., 2020).

2.4.Yapay Zekâ

Yapay zekâ terimi insan beyni tarafından gerçekleştirilen görevleri yerine getirebilen makineler oluşturma fikrini ifade eder ve ilk olarak literatürde 1950’li yıllarda kullanılmıştır. Makine öğrenmesi ve derin öğrenme yapay zekanın önemli alt dallarıdır ve makine öğrenmesi, derin

öğrenme alanı kapsayan bir alandır (**Şekil 11**). Ancak bu iki alan arasında önemli farklılıklar bulunur. Bu sebeple birbirlerinin yerine kullanılması önerilmez (Carrillo-Perez vd., 2022; Schwendicke, Samek, vd., 2020; Shan vd., 2021). Yapay zekâ sistemleri konuşmayı metne dönüştürmek, haberleri, ürünleri kullanıcıların ilgi alanlarıyla eşleştirmek, ilgili arama sonuçlarını seçmek ve görüntülerdeki nesneleri tanımlamak için kullanılmaktadır. Bu uygulamalar yapay zekanın alt dallarından biri olan derin öğrenmeyi giderek artan bir şekilde kullanmaktadır (LeCun vd., 2015).



Şekil 11. Yapay zekâ ve alt dalları

2.4.1. Derin Öğrenme

Doğrusal olmayan modellerin, girdinin en ham şeklinden başlayarak her seviyede biraz daha yükselen ve soyutlaşan bir versiyonuna dönüştürülmesini sağlayan temsili öğrenme yöntemlerine derin öğrenme modelleri denilmektedir. Temsili öğrenme, bir makinenin ham verilerle beslenmesine ve algılama veya sınıflandırma için gereken temsilleri otomatik olarak keşfetmesine olanak tanıyan bir dizi yöntemdir (LeCun vd., 2015). Bahsi geçen bu tür dönüşümlerin yeterli sayıda bir araya getirilmesiyle çok karmaşık işlevler öğrenilebilir. Sınıflandırma görevleri için, daha yüksek temsil katmanları girdinin ayrım için önemli olan yönlerini güçlendirir ve ilgisiz varyasyonları bastırır. Derin öğrenmenin en önemli özelliği, bu özellik katmanlarının insan mühendisler tarafından tasarlanmamasıdır: genel amaçlı bir öğrenme prosedürü kullanılarak verilerden öğrenilirler (LeCun vd., 2015).

Geleneksel makine öğrenme modellerine kıyasla, derin öğrenmede özelliklerin manuel bir şekilde çıkarılması gerekmez. Ancak modelin eğitilmesi için derin öğrenmede makine öğrenme modellerine kıyasla daha fazla miktarda verinin gerekliliği söz konusudur. Ayrıca modelin geliştirilmesi esnasında modeller ve nasıl geliştirilmesi hakkında fazla bilgi sahibi olması gerekmemektedir. Yeterli veri sağlandığında derin öğrenme algoritmaları verilerdeki özelliklerden öğrenerek sınıflandırma ve tahmin yeteneklerini geliştirebilirler (Huang vd., 2023).

2.4.1.1. Diş Hekimliğinde Derin Öğrenme Çalışmaları

Derin öğrenme algoritmaları tıpta çeşitli görüntüleme yöntemleri ile elde edilmiş görüntüleri değerlendirmede oldukça umut verici performans sergilemektedir. Sağlık alanındaki uygulamaları daha kapsamlı, güvenilir ve doğru değerlendirmeyi sağlama potansiyeli doğrultusunda daha etkili, verimli ve güvenli tedavi protokollerine ulaşılmasını sağlayabilir

(Liu vd., 2020). Derin öğrenme algoritmalarının diş hekimliğinde kullanımı 2015 yılında yayınlanmış olan ilk uygulamadan bu yana sürekli artmaktadır. Diş hekimliğinde yapay zekâ çalışmaları tıptaki çalışmalardan birkaç yıllık bir gecikme ile sürdürülse de bu durum metodolojik standartların tanımlanmasına ve titizliğin erkenden ortaya konmasına da olanak sağlayabilir (Schwendicke vd., 2019).

Derin öğrenme algoritmaları ile ortodonti, restoratif diş tedavisi, periodontoloji, implantoloji, endodonti, oral ve maksillofasiyal cerrahi ve en sık olarak ise oral ve maksillofasiyal radyoloji olmak üzere diş hekimliğinin tüm alanlarında yapılan bir çok çalışma ile faydasını göstermiş ve halen bir çok yapılan çalışma ile de göstermeye devam etmektedir (Mohammad-Rahimi vd., 2023).

2.4.1.2.Çürük Teşhisinde Derin Öğrenme Çalışmaları

Yapay zekanın diş çürüklerini teşhis etmek ve tedavi yaklaşımlarını belirlemek için akıllı bir asistan olarak kullanılabileceğine yönelik umut verici sonuçlar gösteren birçok çalışma mevcuttur. Çeşitli görüntüleme metotlarında yapılan çalışmalarda, yapay zekanın çürükleri genellikle %90'ın üzerinde bir doğrulukta ve hızlı bir şekilde tespit edebileceği gösterilmiştir (Forouzesfar vd., 2024).

2.4.1.2.1. Bitewing Radyografide Yapılmış Çalışmalar

Bitewing radyografilerde dental çürüklerin otomatik bir şekilde tespit edilmesi ve segmente edilmesi amacıyla derin öğrenme algoritmalarının etkinliği, yapılan çeşitli çalışmalarla yüksek doğruluk ve güvenilirlik oranlarıyla kanıtlanmıştır (Forouzesfar vd., 2024). Literatürde bitewing radyografide çürük tespiti için özellikle VGG-16, U-Net, YOLOv3, Inception ve ResNet gibi modeller kullanılmıştır ve bu modeller yüksek doğruluk, hassasiyet ve özgüllük

oranları ile başarılı sonuçlar göstermiştir (Baydar vd., 2023; Bayrakdar vd., 2022; Bayraktar & Ayan, 2022; Estai vd., 2022; García-Cañas vd., 2022; Mao vd., 2021; Mertens vd., 2021; Moran vd., 2021; Panyarak vd., 2023). Bu çalışmalardan bir tanesinde geliştirilen modelin çürük tespitinde %94'ün üzerinde bir doğruluk değeri gösterdiği bildirilmiştir (Bayraktar & Ayan, 2022). Geliştirilen modellerin başarısı diş hekimliği alanında uzman kişiler ile karşılaştırıldığında derin öğrenme algoritmalarının, uzman kişiler ile benzer ya da daha iyi bir performans ile çürükleri tespit edebildiği gösterilmiştir (Bayrakdar vd., 2022). Literatürdeki çalışmalar değerlendirildiğinde, bitewing radyografilerde en başarılı modellerin U-Net ve YOLOv3 tabanlı modeller olduğu, bu modellerin çürük tespiti ve segmentasyon konusunda en yüksek doğruluk oranlarına sahip olduğu vurgulanmıştır (Forouzesfar vd., 2024).

2.4.1.2.2. Periapikal Radyografide Yapılmış Çalışmalar

Periapikal radyografiler üzerinde yapılan çalışmalarda da derin öğrenme algoritmalarının bu görüntüleme yönteminde diş çürüklerini yüksek bir başarı ile tespit ve segmente edebildiği, böylece yapay zekanın diş hekimliği pratiğinde çürük tespit etmek amacıyla kullanılabilir bir potansiyele sahip olduğu gösterilmiştir (Forouzesfar vd., 2024). Bu çalışmalardan bir tanesinde konvolüsyonel sinir ağları ile uzun süreli kısa bellek ağlarının kombinasyonunun, konvolüsyonel sinir ağ tabanlı modellerin performansını arttırdığı gösterilmiştir (Singh & Sehgal, 2021). Konvolüsyonel sinir ağ, uzun süreli kısa bellek ağları ve Dragonfly optimizasyon algoritması ile yapılan bir çalışmada çürük tespitinde %96 doğruluk ve %93 özgüllük oranlarına ulaşılmıştır. GoogleNet Inception V3 gibi derin öğrenme modelleri ise verinin artırılması ve çeşitli görüntü işleme tekniklerinin uygulanmasıyla çürük tespitinde yüksek doğruluk ve hassasiyet oranlarına ulaşmıştır (J.-H. Lee vd., 2018). Bu çalışmalarda özellikle büyük veri setleri kullanılarak geliştirilen derin öğrenme algoritmalarının periapikal

radıyografilerde çürük teşhisinde başarılı olduđu ve yapay zekanın klinik uygulamada klinisyenlere büyük bir yardım ve kolaylık sağlayabileceđi öngörölmüştür.

2.4.1.2.3. Panoramik Radyografilerde Yapılmış Çalışmalar

Panoramik radyografi görüntülerinde yapılan çalışmalarda diş çürüklerinin otomatik olarak tespit ve segmente edilmesinin yanı sıra, çürüklerin sınıflandırılmasına yönelik girişimler de mevcuttur (Forouzeshtar vd., 2024). Bu çalışmalardan bir tanesinde diş çürüklerini derinliklerine göre dört sınıfa ayrılarak geliştirilen nnU-Net ve DenseNet tabanlı modellerin diş çürüklerini sınıflamadaki başarısı diş hekimlerinin başarısı ile kıyaslanmıştır ve modelin doğruluk oranı ile diş hekimlerinin doğruluk oranı arasında %1.3'lük bir fark olduđu rapor edilmiştir (Lian vd., 2021). Yapılan diđer çalışmalarda da DeeplabV3, EfficientNet-B0 ve ResNet gibi derin öğrenme algoritmaları kullanılmış ve bu modellerin tümünün çürük tespitinde ve sınıflandırılmasında %90 üzerinde başarı gösterdiği rapor edilmiştir (Kaki vd., 2023; Oztekin vd., 2023). Ayrıca çürük segmentasyonuna özel geliştirilen CariesNet modelinin de gerçekleştirdiđi segmentasyonlar ile diş hekimlerinin gerçekleştirdiđi segmentasyonların %93.64 gibi bir oran ile örtüştüğü bildirilmiştir (Zhu vd., 2023).

Bu çalışmanın amacı, panoramik radyografi görüntülerinde sekonder çürük teşhisi sürecine yardımcı olabilecek bir derin öğrenme algoritması geliştirmek ve bu yapay zekâ modelinin sekonder çürükleri teşhis etmedeki başarısını test etmektir.

3. GEREÇ VE YÖNTEM

Bu çalışmada Kocaeli Üniversitesi Diş Hekimliği Faköltesi'ne çeşitli nedenlerle başvurmış hastaların panoramik radyografi görüntüleri kullanılarak sekonder çürüklerin teşhis sürecine katkı sağlayabilecek bir derin öğrenme modeli geliştirilmiştir. Çalışmaya dahil edilen

panoramik görüntülerin kullanımına yönelik etik izin Kocaeli Üniversitesi Tıp Fakültesi Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Kurulu'ndan alınmıştır (Karar No: GOKAEK-2023/20.21). Çalışma Helsinki Bildirgesine uygun yürütülmüştür.

3.1.Panoramik Radyografilerin Toplanması

Derin öğrenme modelinin geliştirilmesi sürecinde kullanılacak panoramik radyografi görüntüleri için, Kocaeli Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi'nin radyografi arşivi retrospektif olarak taranmıştır. Radyografik görüntüler sekonder çürük açısından değerlendirilmiştir ve sekonder çürük izlenen panoramik radyografiler çalışmaya dahil edilmiştir. Çalışmaya dahil edilen panoramik radyografilerin hareket artefaktı, metal artefaktı ve konumlandırma hatası gibi artefaktlara sahip olmamasına dikkat edilmiştir. Sekonder çürük mevcut olmasına rağmen bu tür artefaktlara sahip olan hastaların panoramik radyografi görüntüleri çalışmaya dahil edilmemiştir.

Çalışmaya toplamda 596 panoramik radyografi dahil edilmiştir. Çalışmaya dahil edilen panoramik radyografiler iki farklı panoramik radyografi cihazı tarafından elde edilmiştir. Bu cihazlardan biri olan Planmeca Dimax4 cihazı (Planmeca, Helsinki, Finlandiya) ile elde edilen görüntüler 66 kVp, 8 mA ve 16 saniye çekim protokolüyle çekilmiş iken diğer bir cihaz olan Morita Veraview Epocs (Morita, Kyoto, Japan) ile elde edilen görüntüler ise 70 kVp, 10 mA ve 10 s saniye çekim protokolünde çekilmiştir.

3.2. Görüntülerin Etiketlenmesi

Sekonder çürüklere sahip panoramik radyografiler Computer Vision Annotation Tool (CVAT) programı kullanılarak etiketlenmiştir. Sekonder çürüklerin yanı sıra panoramik radyografilerde rastlanılan diğer dental durumlar da radyografi üzerinde etiketlenmiştir (**Tablo 4**). Etiketleme

aşamasında tespit edilmesi istenen dental durum panoramik radyografide ilgili etiketleme modülü kullanılarak etrafına dikdörtgen bir kutu çizilerek işaretlenmiştir.

Tablo 4. Çalışmada etiketlenen sekonder çürük sayısı

	Keser	Premolar	Molar
Maksilla	98	216	374
Mandibula	13	194	578

Etiketleme süreci Restoratif Diş Tedavisi Anabilim Dalı'nda uzmanlığını yapan ve bu alanda 3 yıllık deneyime sahip olan araştırmacı ile bu alanda 20 yılı aşkın süredir deneyime sahip olan araştırmacı tarafından yürütülmüştür. Sekonder çürüklerin belirlenmesi aşamasında yapılan radyografik incelemelerde bu süreç iki araştırmacının koordineli bir şekilde çalışması ile yürütülmüştür. Araştırmacıların anlaşmazlık yaşadığı durumlarda ise bu anlaşmazlık durumu Restoratif Diş Tedavisi alanında en az 20 yıllık deneyime sahip kurum dışı uzmanlara sorularak çözülmüştür. Bütün etiketlemelerde tam bir anlaşma durumu oluştuktan sonrasında etiketleme süreci sonlandırılmıştır.

3.3.Verilerin Bölünmesi

Çalışmaya dahil edilen toplam 596 panoramik radyografi görüntüsü; %70'i modellerin eğitiminde, %15'i modellerin doğrulanmasında ve kalan %15'i ise geliştirilen modellerin test edilmesinde kullanılmak amacıyla üçe bölünmüştür.

Validasyon veri seti modelin eğitimi sırasında modelin performansını eğitimde kullanılan veriler dışındaki görüntüler üzerindeki performansını ölçmek için kullanılmaktadır. Ayrıca, bu performans ölçümü sayesinde, modelin tüm eğitim verisi üzerinde bir kez eğitilmesi sırasında en iyi performansı gösteren model seçilebilmekte ve modelin ezberlemeye

başladığı ya da öğrenmesinin durduğu tespit edilen noktada, eğitim süreci sonlandırılmaktadır.

3.4.Derin Öğrenme Modellerinin Geliştirilmesi

Çalışmada nesne tespit derin öğrenme modelleri kullanılarak sekonder çürükler ve panoramik radyografideki diğer durumlar tespit edilmiştir. Bu tespitler, nesne tespiti olarak adlandırılan, görüntülerdeki nesnelerin ya da istenen durumların belirli sınıra sahip kutular ile işaretlenerek tespit edilmesi görüntü işleme göreviyle gerçekleştirilmiştir.

Derin öğrenme nesne tespit modellerinden son yapılmış çalışmalarda kullanılan birkaç modeli incelenerek bu modellerden YoloV8(Ultralytics, 2023) ve Yolo11(Jocher & Qiu, 2024) modellerinin karşılaştırması gerçekleştirilmiştir. Modellerin seçiminde, doğruluk ve hız performansı ile güncel yöntemlerin avantajları dikkate alınmıştır. Bu sebeple literatürde son çıkan, hız ve doğruluk arasında iyi bir dengeye sahip olan YOLOv8 ve YOLO11 model aileleri tercih edilmiştir.

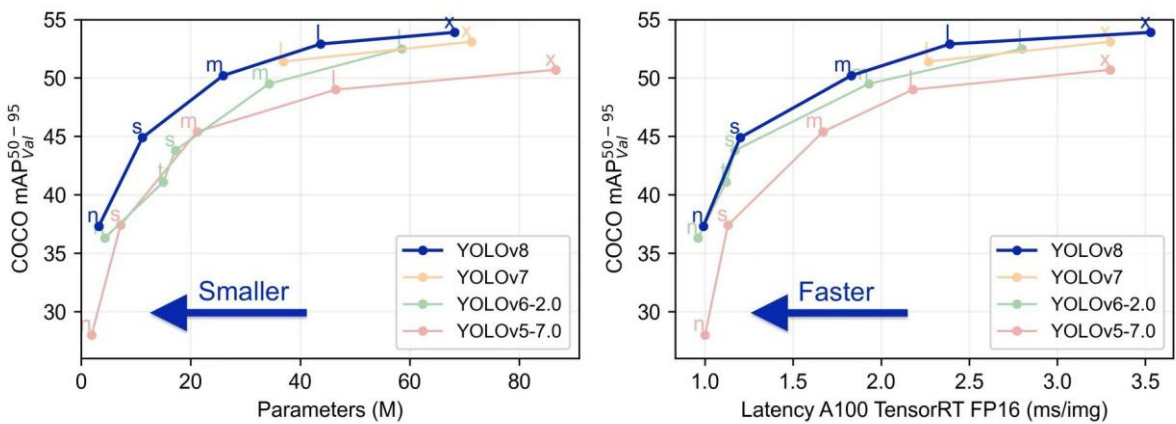
YOLO (You Only Look Once) modelleri, konvolüsyonel sinir ağları tabanlı, tek aşamalı nesne tespit modelleridir. Bu modeller, doğruluk ve hız arasında makul bir denge kurarak, görüntülerdeki nesneleri hızlı ve doğru bir şekilde tespit edebilme yeteneğine sahiptir (Ultralytics, 2023; Zhao vd., 2024). İlk YOLO modeli, Joseph Redmon ve diğerleri tarafından 2016 yılında Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2016) konferansında yayınlanmıştır (Redmon ve ark., 2016).

Modellerimizi geliştirirken Windows Subsystem for Linux (WSL) kullanarak Windows 11 ve Windows 10 sistemleri üzerinde bir Linux dağıtımı olan Ubuntu işletim sistemi üzerinde modellerimizi eğitilmiş ve Comet (Open Source LLM Evaluation Platform, t.y.) derin öğrenme model eğitim takip platformundan modellerimizin eğitim performans değerleri takip edilmiştir. Çalışmada Pytorch(Ansel vd., 2024) ve Ultralytics(Jocher & Qiu, 2024) yazılımlarını

kullanarak YOLOv8 ve YOLOv11 modellerinin eğitimlerini gerçekleştirilmiş ve diğer derin öğrenme modelleri kullanım işlemlerinde kullanılmıştır.

3.4.1. YOLOv8 Tabanlı Derin Öğrenme Modeli

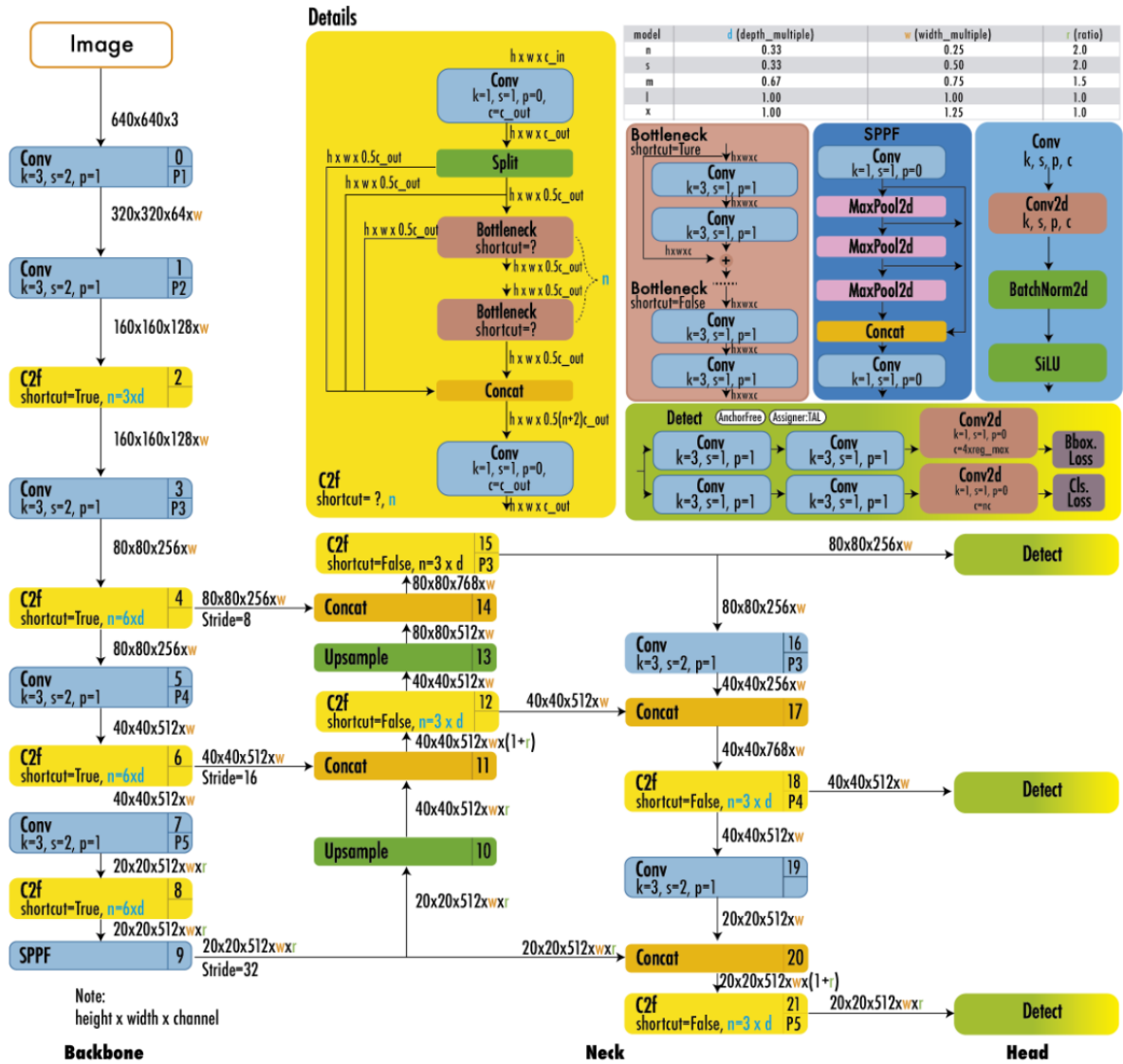
YOLOv8 (Ultralytics, 2023) Ocak 2023 yılında Ultralytics (*Ultralytics | Revolutionizing the World of Vision AI*, t.y.) firması tarafından geliştirildi ve yayınlandı (Terven vd., 2023). YOLOv8 ana mimarisi üzerindeki değişikliklerle farklı görüntü işleme görevlerini destekleyen, nesne tespit, nesne segmentasyon, poz tahmini, birden fazla nesne takibi ve görüntü sınıflandırma olarak, yan modellere sahiptir (Terven vd., 2023; Ultralytics, 2023). Bunun yanında yine ana mimari üzerinde, bazı bileşenlerinin çıkarılıp değiştirilmesi gibi farklı değişiklikler yapılarak, farklı model büyüklüklerine sahip, YOLOv8n (nano/minicik), YOLOv8s (small/küçük), YOLOv8m (medium/orta), YOLOv8l (large/büyük) ve YOLOv8x (extra-large/ekstra büyük) olacak şekilde 5 farklı büyüklükte modelden oluşan bir model ailesine sahiptir (Terven vd., 2023; Ultralytics, 2023). Şekil 12 de YOLOv8 modellerinin diğer önceki YOLO modellerine göre performans karşılaştırması gösterilmiştir.



Şekil 12. YOLOv8 modellerinin önceki YOLO modellerine göre performans karşılaştırması(Ultralytics, t.y.-c, t.y.-b).

YOLOv8 omurga(backbone), neck(boyun) ve baştan(head) ile isimlendirilen 3 kısıdan oluşmaktadır (*Mmyolo/Configs/Yolov8 at Main · Open-Mmlab/Mmyolo*, t.y.; Terven vd., 2023; Ultralytics, 2023). YOLOv8 mimarisi Şekil 12’de gösterilmektedir. Omurga bir dizi konvolüsyonel katmadan oluşur ve özellik haritalarını hiyerarşik olarak oluşturulmasını sağlar, bunun yanında C2f (Cross-Stage Partial Bottleneck with Two Convolutions) modülü, yüksek seviyeli özellikleri bağlamsal bilgilerle birleştirerek tespit doğruluğunu artırmayı hedefler (Sohan vd., 2024; Terven vd., 2023). Bu modül, farklı aşamalarda elde edilen özellikleri etkin bir şekilde harmanlayarak modelin genel performansını iyileştirir ve özellikle karmaşık sahnelerdeki nesne tespiti başarısını artırır (Terven vd., 2023).

SPPF Katmanı (Spatial Pyramid Pooling Fast) ise katmanı, özellik haritalarını sabit bir boyuta havuzlayarak (pooling) hesaplamayı hızlandırır (Terven vd., 2023).



Şekil 13. YOLOv8 Model Mimarisi. Şekil (Terven vd., 2023) çalışmasından alınmıştır ve (Mmyolo/Configs/Yolov8 at Main · Open-Mmlab/Mmyolo, t.y.) sayfasından alınarak oluşturulmuştur.

YOLOv8, nesne tespiti problemlerini çözmek için anchor-free (çapasız) bir model kullanır ve bağımsız olarak çalışabilen ayırık bir baş (decoupled head) tasarımına sahiptir (Meng vd., 2023; Terven vd., 2023; Ultralytics, 2023; Vijayakumar & Vairavasundaram, 2024).

Çapasız (Anchor-free) yaklaşımı önceden belirlenmiş kutular yerine doğrudan nesnenin yani sınırlayıcı kutunun merkez koordinatlarını ve boyutlarını tahmin eder ve böylece sınırlayıcı kutu tahmin sayısını azaltarak YOLOv8’de, kompleks işlem gerektiren bir son işlem adımı olan, Maksimum Olmayan Bastırma (Non-Maximum Suppression (NMS)) işleminin hızlanmasını sağlar, bu modeli daha basit ve hızlı hale getirir (Sohan vd., 2024).

Ayrık baş (decoupled head) yapısı sınırlayıcı kutunun (bounding box), nesne varlığı (objectness), sınıflandırma ve regresyon görevlerinin her birinin ayrı ayrı ele alınmasına olanak tanır (Meng vd., 2023; Terven vd., 2023; Ultralytics, 2023; Vijayakumar & Vairavasundaram, 2024). Bu sayede, her bir dal kendi görevine odaklanabilir ve modelin genel doğruluğu artırılır (Terven vd., 2023).

Nesne varlığı (objectness) kutunun bir nesne içerme olasılığını tahmin eder, sınıflandırma kutunun hangi sınıfa ait olduğunu belirler, regresyon ise nesne için sınır kutusunun koordinatlarını (x, y, genişlik, yükseklik) hesaplar (Terven vd., 2023; Vijayakumar & Vairavasundaram, 2024). Bu tasarım hem doğruluk oranlarını artırmakta hem de modelin nesne sınıflandırma yeteneğini geliştirmesini sağlar (Terven vd., 2023).

Çalışmamızda 3 farklı YOLOv8 model eğitimi karşılaştırılmıştır. Bunlar, YOLOv8 modellerinin farklı ölçekteki büyüklüklere sahip YOLOv8m, YOLOv8x ve yine YOLOv8m modeli ile ilk iki modele göre farklı bir veri artırma (augmentation) metotları ve değerleri kullanılarak eğitim gerçekleştirilmiştir.

İlk iki model olan YOLOv8m ve YOLOv8x için veri artırım metot ve değerleri listesi tablosunda verilen Yöntem-1 veri artırım metot ve değerleri uygulanırken YOLOv8m-Aug1 şeklinde adlandırılan model, YOLOv8 modelinin Yöntem-2 veri artırım metot ve değerleri kullanılarak eğitilmiştir. Yöntem-1 ve Yöntem-2 veri artırma metotları arasında degrees ve mosaic parametrelerinin değişimi dışında bir fark olmamasına rağmen YOLOv8 modelleri arasında diğer modellere göre daha başarılı bir model çıkmasını sağlamıştır.

Modellerin eğitimleri sırasında, aşırı öğrenmeyi engellemek ve gereksiz uzun eğitimleri durdurmak amacıyla erken durdurma (early stopping) yöntemi kullanılmıştır. Eğitim sırasında validasyon verisi üzerinde model doğruluğu iyileşmediği andan itibaren verilen değer sayısına eğitim dönemi(epoch) geçtiğinde eğitim durdurulur. Aynı zamanda eğitim sırasında validasyon

verisi üzerindeki performansa göre en iyi model kaydedilir. Çalışmamızda her deney ve eğitim sonunda en iyi model kullanılır.

Parti boyutu(batch size) eğitimlerin gerçekleştiği bilgisayar ekran kartı hafıza boyutu göz önünde bulundurularak seçilmiştir. Eğitimler farklı cihazlarda tamamlanmış olup, cihazların ekran kartı hafıza boyutları farklıdır.

YOLOv8m model eğitiminde Yöntem-1'deki veri artırımı yöntemleri kullanılmıştır. Eğitim 2000 eğitim dönemi (epoch) olarak planlanmış olup, erken durdurma yöntemi için seçilen 300 sabır (patience) değeri seçildiğinden son 300 eğitim döneminde gelişme olmamasından dolayı 327. Dönemde durdurulmuş olup 27. eğitim döneminde(epoch) validasyon verisi üzerinde en iyi performans gösteren model son kullanılan model olmuştur. Parti boyutu (batch size) olarak ekran kartı hafıza boyutu göz önünde bulundurularak 4 seçilmiştir. Görüntü boyutu, YOLOv8 model ailesinin varsayılan görüntü boyutu olan 640x640x3 seçilmiştir.

YOLOv8x model eğitiminde Yöntem-1'deki veri artırımı yöntemleri kullanılmış, eğitim dönemi 2000 olarak planlanmış ancak erken durdurma yöntemi ile 215. eğitim döneminde durdurulup 15. eğitim döneminde en iyi modele ulaşılmıştır. Parti boyutu (batch size) olarak ekran kartı hafıza boyutu göz önünde bulundurularak 4 seçilmiştir. Görüntü boyutu, YOLOv8 model ailesinin varsayılan görüntü boyutu olan 640x640x3 seçilmiştir.

YOLOv8m-aug ismiyle adlandırılan YOLOv8m modelinin eğitiminde Yöntem-2'deki veri artırımı yöntemleri kullanılmış, eğitim dönemi 2000 olarak planlanmış ancak erken durdurma yöntemi ile 413. eğitim döneminde durdurulup 213. eğitim döneminde en iyi modele ulaşılmıştır. Parti boyutu (batch size) olarak ekran kartı hafıza boyutu göz önünde bulundurularak 8 seçilmiştir. Görüntü boyutu, YOLOv8 model ailesinin varsayılan görüntü boyutu olan 640x640x3 seçilmiştir.

Sonuçlar kısmında bu modellerin genel başarısı ve nesne sınıfları üzerindeki performans metrikleri verilmiştir.

Veri artırım yöntem ve değerleri.

Metotlar/Model	Yöntem-1	Yöntem-2
hsv_h	0.015	0.015
hsv_s	0.7	0.7
hsv_v	0.4	0.4
degrees	0.0	180
translate	0.1	0.1
scale	0.5	0.5
shear	0.0	0
perspective	0.0	0.0
flipud	0.0	0.0
fliplr	0.5	0.5
bgr	0.0	0.0
mosaic	1.0	0.2
mixup	0.0	0.0
erasing	0.4	0.4
crop_fraction	1.0	1.0

Aşağıda verilen veri artırma yöntemleri, görüntülerin çeşitliliğini artırarak derin öğrenme modellerinin daha geliştirilebilir hale gelmesini sağlamaktadır.

hsv_h, görüntünün renk tonunu renk çarkı üzerinde 0.0 ile 1.0 arasında bir oranla değiştirir. Bu işlem, modelin farklı ışık koşullarında genelleme yapmasına yardımcı olur.

hsv_s, görüntü doygunluğunu yine 0.0 ile 1.0 arasında bir oranla değiştirerek çevresel koşulları simüle eder.

hsv_v ise parlaklığı 0.0 ile 1.0 arasında bir aralıkta ayarlayarak modelin çeşitli ışık koşullarında performansını iyileştirir.

degrees, görüntüyü rastgele olarak -180 ile +180 derece arasında döndürerek modelin farklı yönelimlerdeki nesneleri tanıma yeteneğini geliştirir.

translate, görüntüyü yatay ve dikey olarak görüntü boyutunun 0.0 ile 1.0 arasındaki bir oranında kaydırarak kısmen görünen nesneleri tespit etmeyi öğretir.

scale, görüntüyü 0.0 veya daha büyük bir ölçek faktörüyle büyütür ya da küçültür, böylece farklı mesafelerdeki nesneleri simüle eder.

shear, görüntüyü -180 ile +180 derece arasında bir açıyla keserek nesnelerin farklı açılardan görünmelerini etkisini taklit eder.

perspective, görüntüye 0.0 ile 0.001 arasında rastgele bir perspektif dönüşümü uygulayarak nesnelerin 3 boyutlu uzayda anlaşılmasını geliştirir.

flipud, görüntüyü belirtilen bir olasılıkla (0.0 ile 1.0 arasında) baş aşağı çevirir, veri çeşitliliğini artırırken nesnenin özelliklerini korur.

fliplr ise görüntüyü aynı olasılıkla yatay olarak çevirerek simetrik nesneleri öğrenmeyi sağlar.

bgr, renk kanallarını belirtilen bir olasılıkla (0.0 ile 1.0 arasında) RGB'den BGR'ye çevirir ve kanal sıralamasındaki hatalara karşı dayanıklılığı artırır.

mosaic, dört farklı görüntüyü birleştirerek karmaşık sahneleri simüle eder ve bu işlem 0.0 ile 1.0 arasında bir olasılıkla gerçekleşir.

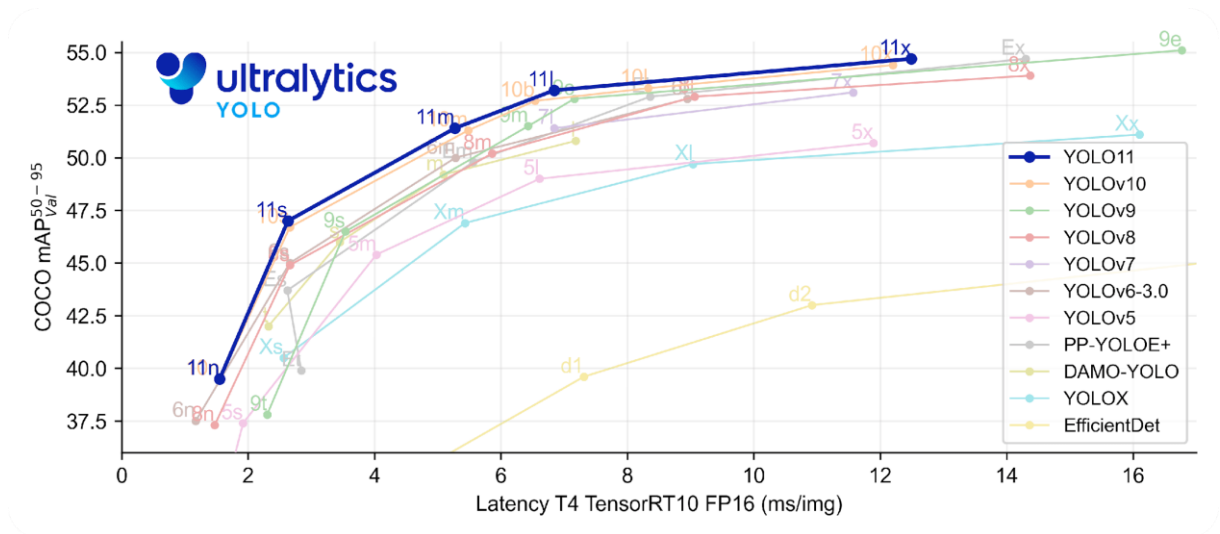
mixup, iki görüntüyü ve etiketlerini 0.0 ile 1.0 arasında bir olasılıkla harmanlayarak görsel çeşitlilik sağlar.

copy_paste, nesneleri görüntüler arasında 0.0 ile 1.0 arasında bir olasılıkla taşır ve örtüşme durumlarını öğrenmeye olanak tanır.

Bu yöntemler, model performansını artırmak ve daha geniş veri senaryolarına hazırlamak için oldukça etkili araçlardır (Ultralytics | Revolutionizing the World of Vision AI, t.y.).

3.4.2. YOLOv11 Tabanlı Derin Öğrenme Modeli

YOLOv11 modeli YOLOv8 gibi Ultralytics(Jocher & Qiu, 2024) tarafından geliştirilmiş, YOLOv8'den nesne tespit, nesne segmentasyon, poz tahmini, birden fazla nesne takibi ve görüntü sınıflandırma görevlerinde daha iyi performans vermekte ve buna ek olarak yönlendirilmiş nesne tespiti(Oriented Detection) görüntü işleme görevini de gerçekleştiren model yapısı da geliştirilmiştir (Jocher & Qiu, 2024; Ultralytics, t.y.-a). Şekil de YOLOv11 ve YOLOv8 modellerinin performans karşılaştırılması verilmiştir.



YOLO11x model eğitiminde Yöntem-1'deki veri artırımı yöntemleri kullanılmış, eğitim dönemi 2000 olarak planlanmış ancak erken durdurma yöntemi ile 270. eğitim döneminde durdurulup 70. eğitim döneminde en iyi modele ulaşılmıştır. Parti boyutu(batch size) olarak ekran kartı hafıza boyutu göz önünde bulundurularak 2 seçilmiştir. Görüntü boyutu, YOLOv8 model ailesinin varsayılan görüntü boyutu olan 640x640x3 seçilmiştir.

3.5. Derin Öğrenme Modellerinin Performans Metrikleri

Çalışmada geliştirilen modellerin başarısını değerlendirmek amacıyla Gerçek Pozitif (GP), Yanlış Pozitif (YP), Yanlış Negatif (YN) metrikleri ve bunlardan türetilen hassasiyet, kesinlik ve F1-skor değerleri kullanılmıştır. GP, referans olarak yapılan etiketlemeler ile modelin tespit tahmininin örtüşmesini; YP, var olmayan bir nesnenin yanlış tespiti veya var olan bir nesnenin yanlış yerde tespitini; YN ise uzmanlar tarafından referans olarak yapılmış etiketin model tarafından tespit edilememesini ifade etmektedir.

Karışıklık matrisi de modelin başarısını değerlendirmek için kullanılmıştır. Bu matris GP, YP ve YN ile Gerçek Negatif (GN) değerlerini içeren ve yapay zekâ modellerinin başarısını yorumlamada kullanılan 2x2'lik bir matristir. Ancak bu çalışmada geliştirilen yapay zekâ modellerinin tespit etme modelleri olması dolayısıyla GN değerleri çıkarılmamıştır. Çünkü görüntüde tespit edilmemesi gereken sonsuz sayıda sınırlayıcı kutu bulunduğu için, tespit etme modellerinin geliştirilmesi ve performansının değerlendirilmesi sürecinde GN sonuçları geçerli değildir.

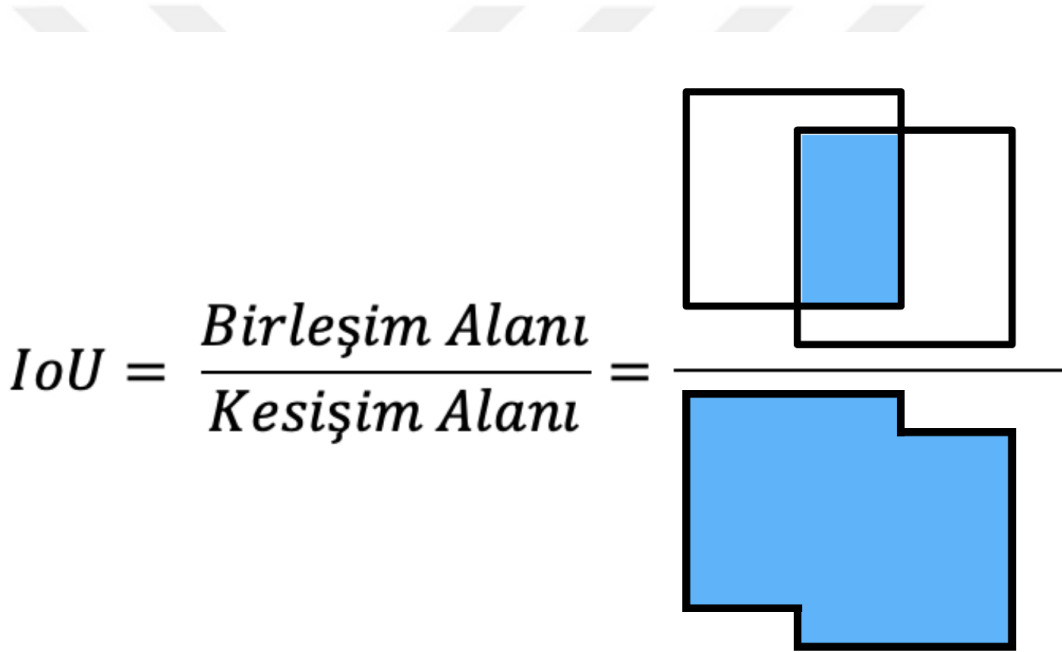
GP, YP ve YN gibi değerlerin elde edilebilmesi için “doğru tespit” ve “yanlış tespit” kavramlarının belirlenmesi gerekmektedir. Bu bağlamda, bu kavramların belirlenebilmesi amacıyla Birleşim Üzerindeki Kesişim (Intersection Over Union) (IoU) metriği kullanılmıştır. Bu metrik uzmanlar tarafından belirlenen referans etiketler ile derin öğrenme modellerinin etiketlemeleri arasındaki benzerliği, benzerlik katsayısı olan Jaccard Endeksine dayalı olarak

ölçmektedir. Bu perspektifle, IoU'nun referans etiketler ile modelin tespit ederek oluşturduğu sekonder çürük etiketlemeleri arasındaki örtüşen alanı ifade ettiği söylenebilir (**Şekil 12**).

$$J(B_{tahmin}, B_{referans}) = IoU = \frac{alan(B_{tahmin} \cap B_{referans})}{alan(B_{tahmin} \cup B_{referans})}$$

B_{tahmin} : Geliştirilen modelin tahmin ettiği sınırlayıcı kutu

$B_{referans}$: Uzmanlar tarafından belirlenmiş sınırlayıcı kutu



Şekil 15. IoU'nun şematik gösterimi

IoU'nun doğru veya yanlış olarak sınıflandırılmasında belirli bir eşik belirlenmesi gerekir. Böylece eşik değerinin üstündeki tespit doğru olarak kabul edilirken, eşik değerinin altındaki ise yanlış olarak kabul edilir. Bu çalışmada eşik değeri 0.50 olarak belirlenmiştir.

Çalışmada GN değerleri çıkartılmadığından dolayı doğruluk, özgünlük ve alıcı işletim karakteristik eğrisi (Receiver operating characteristic curve) (ROC) gibi değerler hesaplanmamıştır. Bunun yerine tespit etme modellerinin değerlendirilmesi amacıyla sıklıkla kullanılan hassasiyet, kesinlik ve F1- skoru değerleri kullanılmıştır. Hassasiyet, geliştirilen derin öğrenme modelinin tüm ilgili durumları yani uzmanlar tarafından etiketlenmiş tüm referans sınırlayıcı kutularını bulma yeteneğini ifade eder. Diğer bir ifade ile hassasiyet, tüm referans işaretlemeler arasında modelin doğru pozitif tahminlerinin yüzdesini ifade etmektedir. Kesinlik ise modelin yalnızca ilgili durumu yani sekonder çürükleri tespit edebilme yeteneğini ifade etmektedir. Bu bağlamda kesinlik değeri sadece doğru pozitiflerin yüzdesini açıklar.

$$\text{Hassasiyet} = \frac{\text{Gerçek Pozitif}}{\text{Gerçek Pozitif} + \text{Yanlış Negatif}} = \frac{\text{Gerçek Pozitif}}{\text{Tüm Referans Etiketlemeleri}}$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{\text{Gerçek Pozitif}}{\text{Gerçek Pozitif} + \text{Yanlış Pozitif}} = \frac{\text{Gerçek Pozitif}}{\text{Tüm Tespit Edilenler}}$$

Hassasiyet × Kesinlik eğrisi, geliştirilen modelin tahmin ettiği tespit sınırlayıcı kutularına ilişkin farklı güven değerleri için kesinlik ve hassasiyet değerleri arasında bir dengeyi ifade etmek amacıyla kullanılmaktadır. Ancak hassasiyet x kesinlik eğrisi genellikle zikzak benzeri bir eğri olması nedeniyle, modelin başarısını değerlendirme amacıyla kullanılan farklı bir metrik olan eğrinin altında kalan alan metriğinin hesaplanmasını zorlaştırır. Eğrinin altına kalan alanı hesaplamadan önce bu eğrinin zikzak davranışının ortadan kaldırılması amacıyla kullanılan 11 noktalı enterpolasyon ve tüm noktaların enterpolasyonu diye adlandırılan iki işlem mevcuttur. 11 noktalı enterpolasyon işleminde hassasiyet x kesinlik eğrisinin şekli eşit aralıklı 11 hassasiyet (geri çağırma) seviyesinde [0, 0.1, 0.2, ..., 1] maksimum hassasiyet değerlerinin ortalaması alınarak özetlenir. Bu işlemin formülasyonu şu şekildedir:

$$AP_{11} = \frac{1}{11} \sum_{R \in \{0,0.1,0.2,\dots,0.9,1\}} P_{interp}(R),$$

burada;

$$P_{interp}(R) = \max_{\tilde{R}: \tilde{R} \geq R} P(\tilde{R}).$$

Ortalama Kesinlik değerin (Average Precision) (AP) bu tanımında her bir R geri çağırma (hassasiyet) seviyesinde gözlemlenen $P(R)$ hassasiyetini kullanmak yerine, geri çağırma (hassasiyet) değeri R'den büyük olan maksimum $P_{interp}(R)$ hassasiyeti dikkate alınarak AP değeri elde edilir.

Tüm noktaların enterpolasyonu işleminde ise sadece 11 eşit aralıklı noktanın enterpolasyonu yerine, tüm noktaların enterpolasyonu yapılabilir. Bu işlemin formülasyonu şu şekildedir:

$$AP_{tümü} = \sum_n (R_{n+1} - R_n) P_{interp}(R_{n+1}),$$

burada;

$$P_{interp}(R_{n+1}) = \max_{\tilde{R}: \tilde{R} \geq R_{n+1}} P(\tilde{R}).$$

Bu işlem ile artık sadece birkaç noktada gözlemlenen hassasiyet değerlerini kullanmak yerine, AP artık geri çağırma (hassasiyet) değeri R_{n+1} 'den büyük veya eşit olan maksimum hassasiyet değerleri kullanılarak her seviyedeki hassasiyetin enterpolasyonu elde edilir.

Ortalama AP (mAP) ise geliştirilen modelin sekonder çürükleri ve panoramik radyografideki diğer durumları tespit etmedeki başarısını ve doğruluğu ölçmek amacıyla kullanılan bir

metriktir. Basitçe tüm sınıflar üzerindeki ortalama AP değerini ifade eder. mAP, modelin yalnızca belirli bir nesneyi doğru tespit etme becerisini değil, aynı zamanda farklı sınıflar arasındaki tutarlılığını da değerlendirir. Bu bağlamda, yüksek bir mAP değeri, modelin sınıf fark etmeksizin ilgili tüm durumları başarılı bir şekilde belirleyebildiğini ve sınıflar arasında dengeli başarılı bir performans sergilediğini gösterir. Bu işlemin formülasyonu şu şekildedir:

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i$$

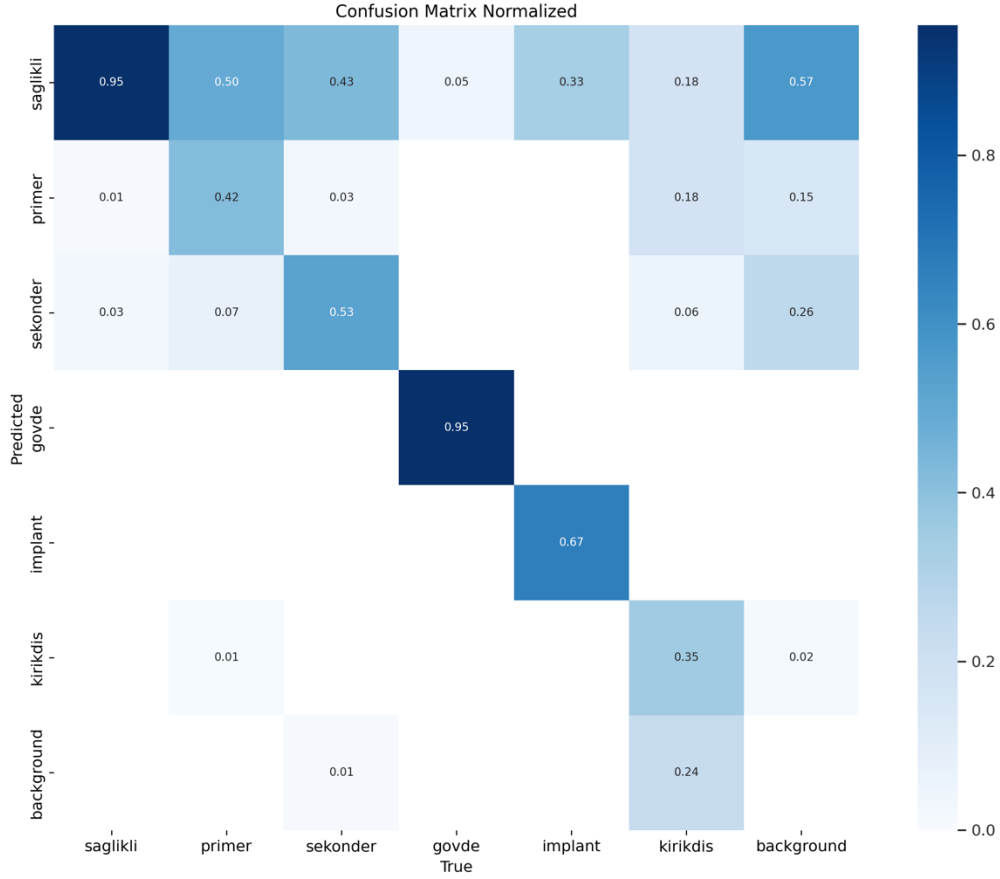
AP_i i. sınıftaki AP ve N değerlendirilen toplam sınıf sayısıdır.

F1-skoru ise hassasiyet ve kesinlik arasındaki dengenin bir ölçüsü olarak tanımlanır ve derin öğrenme modelinin performansını bu iki metriğin uyumlu bir birleşimi üzerinden değerlendirmeyi amaçlar. F1-skora, hassasiyet ve kesinliğin harmonik ortalaması olarak bakıldığında, modelin ilgili durumu tespit etme başarısının genel bir göstergesi olarak kullanılır. Bu bağlamda yüksek bir F1-skora, modelin hem hassasiyet hem de kesinlik açısından dengeli bir başarı sağladığını ifade eder.

$$F1 \text{ Skor} = 2 \times \frac{\text{Kesinlik} \times \text{Hassasiyet}}{\text{Kesinlik} + \text{Hassasiyet}}$$

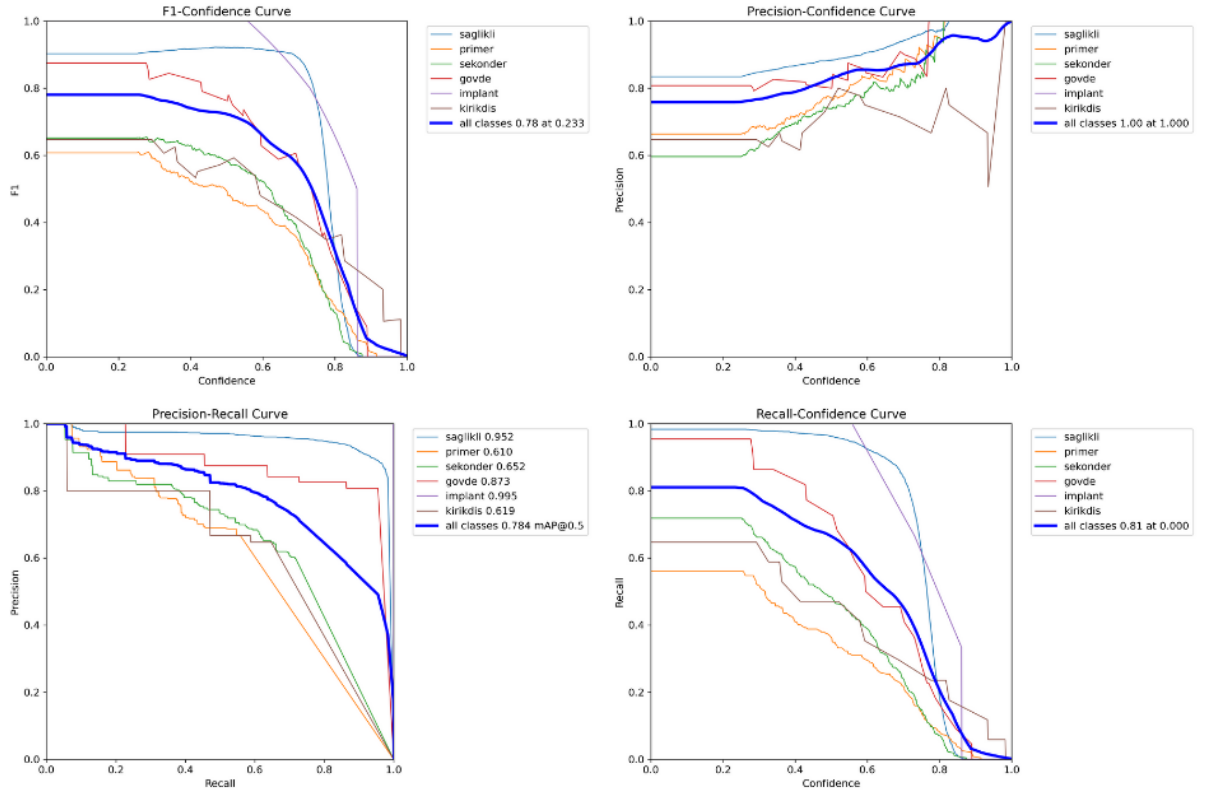
4. Sonuçlar

Bu çalışmada panoramik radyografilerde çeşitli dental durumları tespit etmek amacıyla geliştirilen YOLOv8m tabanlı derin öğrenme modelinin en başarılı şekilde sağlıklı dişleri tanımlayabildiği, en başarısız şekilde ise kırık dişleri ayırt edebildiği görülmüştür (Şekil 16)



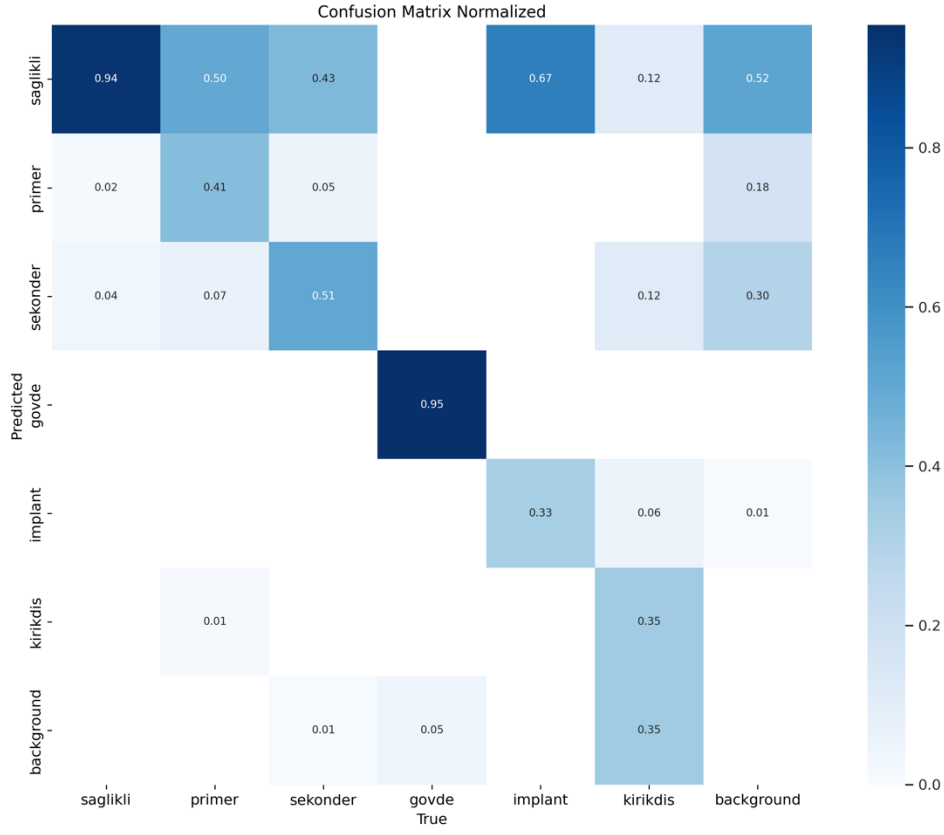
Şekil 16. YOLOv8m derin öğrenme modelinin performansını gösteren karmaşıklık matrisi

YOLOv8m tabanlı modelin hassasiyet, kesinlik, F1-skor, mAP-0.5 ve mAP0.50-0.95 değerleri sırasıyla 0.812, 0.723, 0.765, 0.796 ve 0.424 olarak bulunmuştur (Şekil 17).



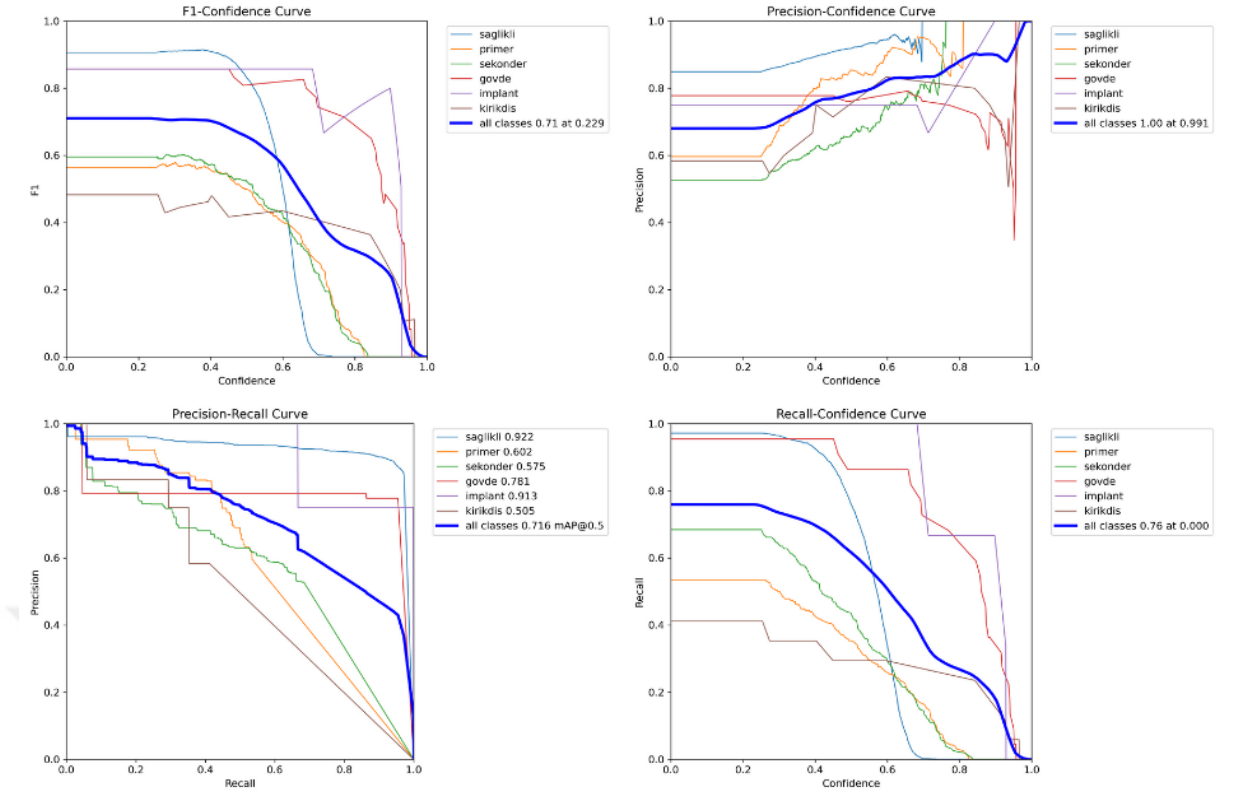
Şekil 17. YOLOv8m derin öğrenme modelinin performans metrikleri.

YOLOv8x modelinin ise en başarılı şekilde sağlıklı dişleri tespit edebildiği, en başarısız şekilde ise implantları tespit edebildiği görülmüştür (Şekil 18).



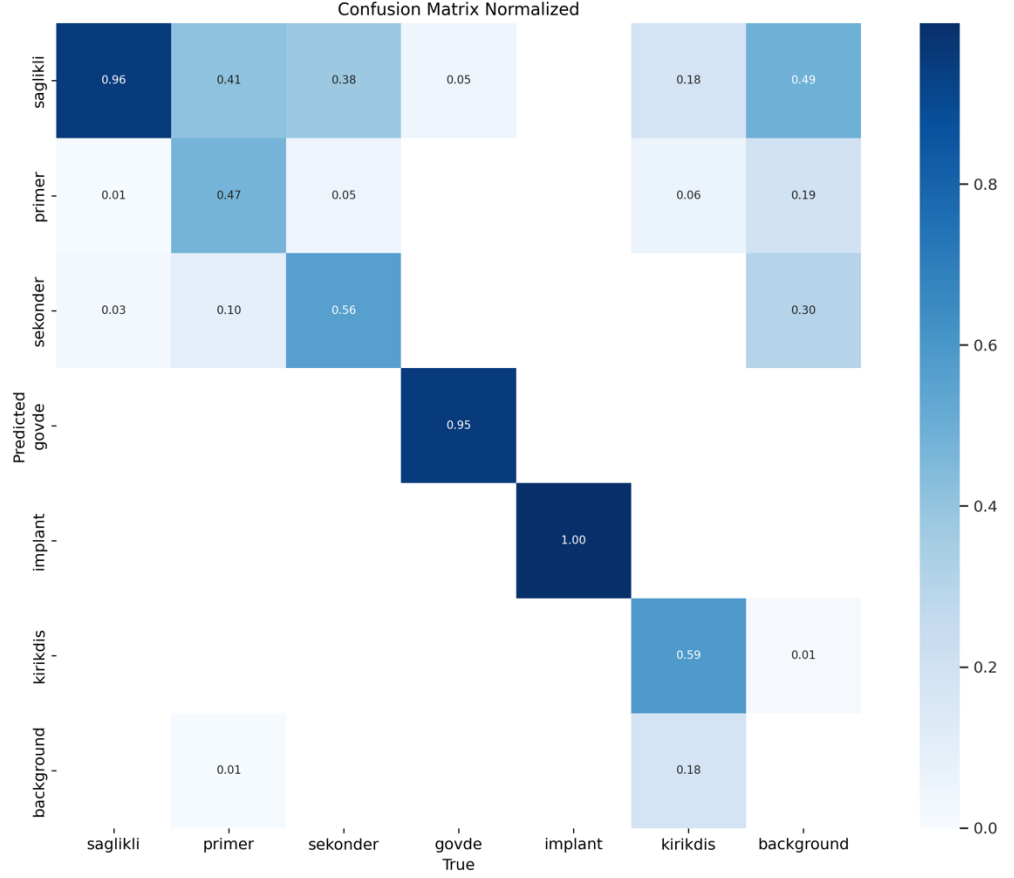
Şekil 18. YOLOv8x derin öğrenme modelinin performansını gösteren karmaşıklık matrisi

YOLOv8x tabanlı modelin hassasiyet, kesinlik, F1-skor, mAP-0.5 ve mAP0.50-0.95 değerleri ise sırasıyla 0.713, 0.711, 0.712, 0.744, 0.383 olarak bulunmuştur (Şekil 19).



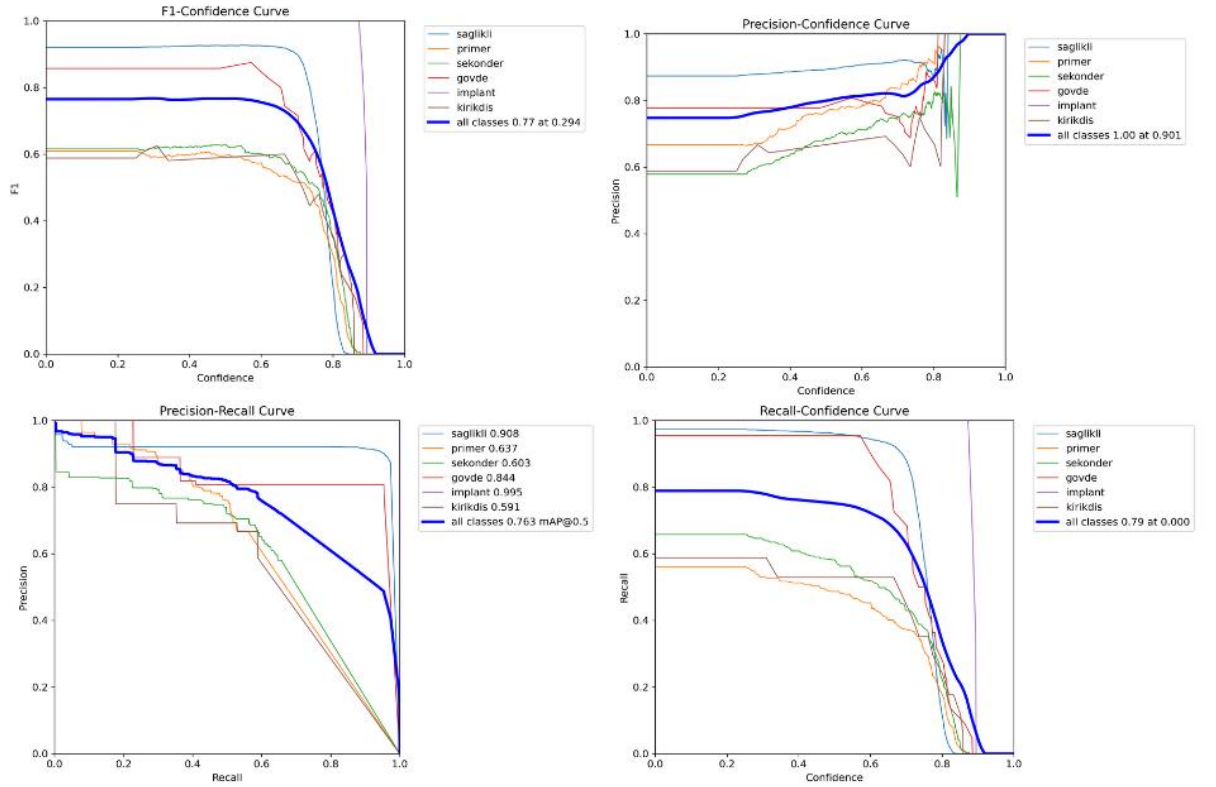
Şekil 19. YOLOv8x derin öğrenme modelinin performans metrikleri

YOLOv11x modelinin ise en başarılı şekilde implantları tespit edebildiği, en başarısız şekilde ise primer çürüğe sahip dişleri tespit edebildiği görülmüştür (Şekil 20).



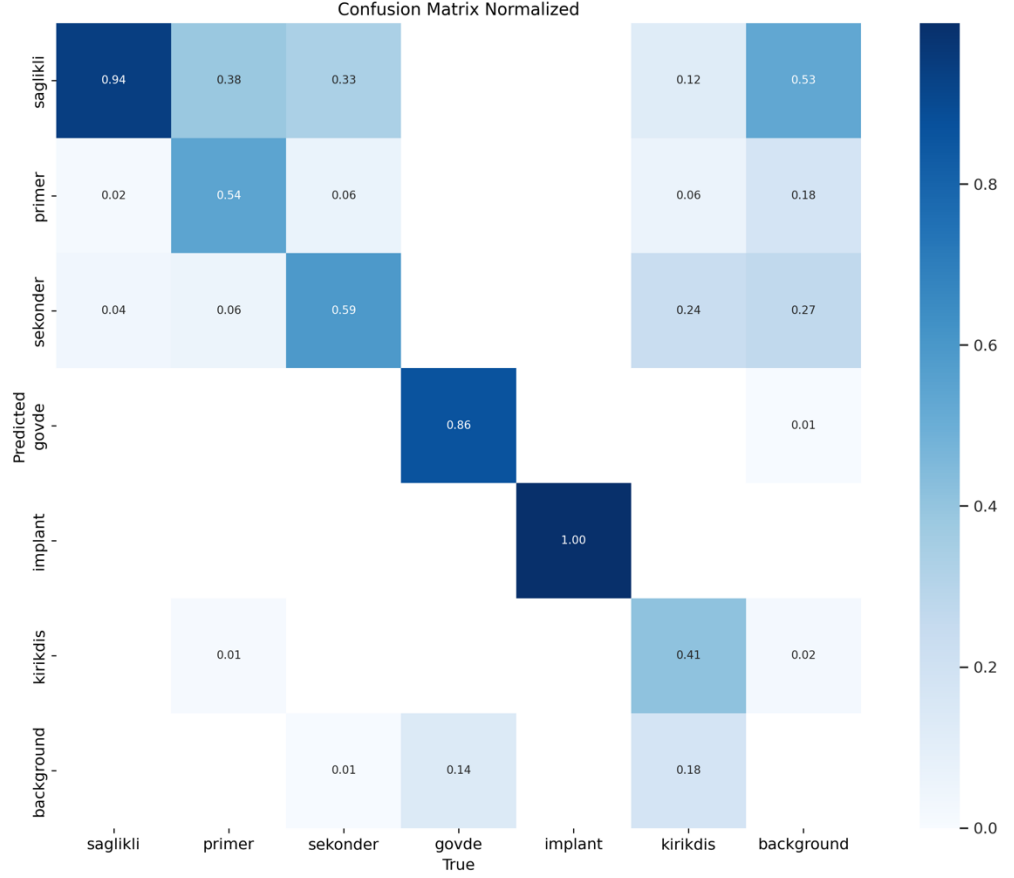
Şekil 20. YOLOv11x derin öğrenme modelinin performansını gösteren karmaşıklık matrisi

YOLO11x modelinin hassasiyet, kesinlik, F1-skor, mAP-0.5 ve mAP0.50-0.95 değerleri ise sırasıyla 0.751, 0.780, 0.765, 0.785 ve 0.436 şeklindedir (Şekil 21).



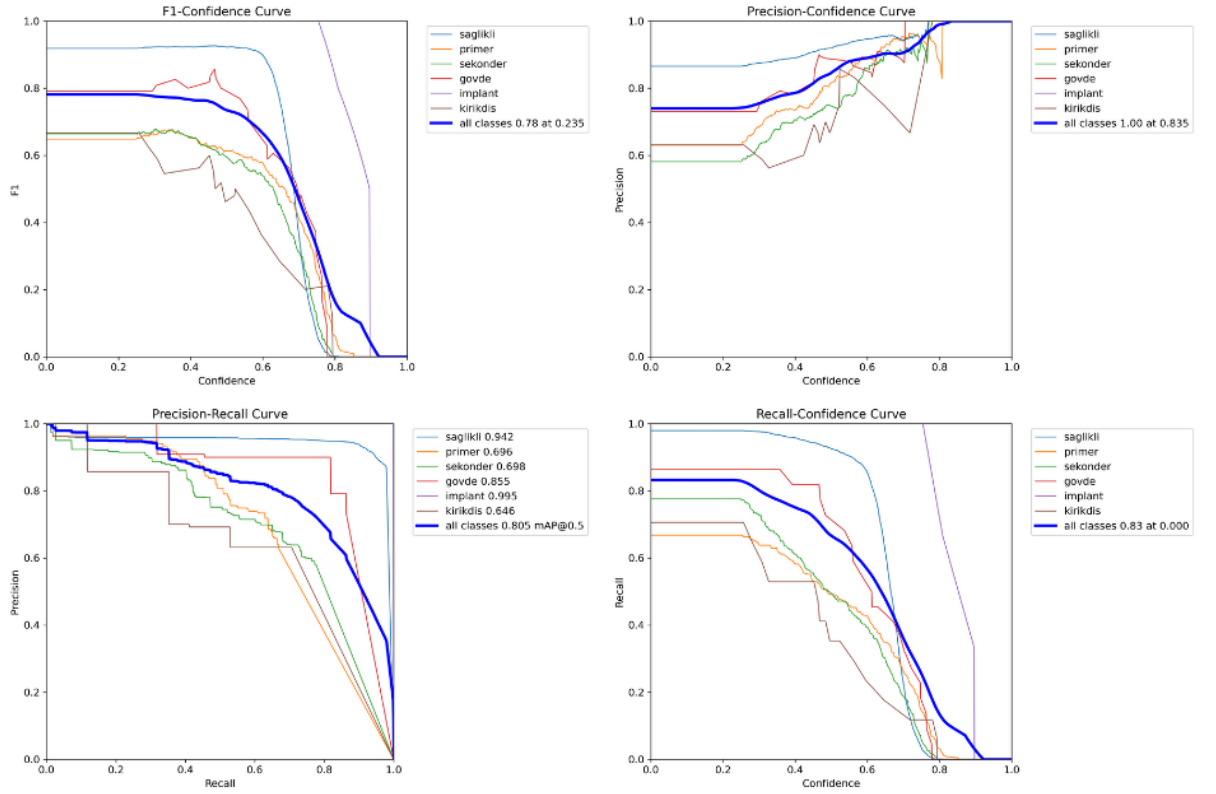
Şekil 21. YOLOv11x derin öğrenme modelinin performans metrikleri

Veri arttırımı işlemi uygulandıktan sonra modelin başarısının ne şekilde değişeceğini test etmek amacıyla YOLOv8m modelinde, veri arttırımı işlemi yapılarak model yeniden eğitilmiştir. Bu doğrultuda elde edilen modelin en başarılı şekilde implantları tespit ettiği, en başarısız şekilde ise kırık dişleri tespit edebildiği tespit edilmiştir (Şekil 22).



Şekil 22. YOLOv8m-Aug derin öğrenme modelinin performansını gösteren karmaşıklık matrisi

Bunun sonucunda elde edilen YOLOv8m-Aug modelinin başarısını değerlendiren hassasiyet, kesinlik, F1-skor, mAP-0.5 ve mAP0.50-0.95 değerleri sırasıyla 0.827, 0.711, 0.765, 0.819 ve 0.434 olarak tespit edilmiştir (**Tablo 5**) (**Şekil 23**).



Şekil 23. YOLOv8m-Aug derin öğrenme modelinin performans metrikleri.

Tablo 5. Derin öğrenme algoritmalarının genel performansı					
Model İsmi	Hassasiyet	Kesinlik	F1-Skor	mAP-0.5	mAP0.50-0.95
YOLOv8m-Aug	0,827	0,711	0,765	0,819	0,434
YOLOv11x	0,751	0,780	0,765	0,785	0,436
YOLOv8x	0,713	0,711	0,712	0,744	0,383
YOLOv8m	0,812	0,723	0,765	0,796	0,424

Geliştirilen modellerin sağlıklı dişleri tespit etme başarısı değerlendirildiğinde;

Tablo 6. Derin öğrenme algoritmalarının sağlıklı dişleri tespit etme performansı					
Model İsmi	Hassasiyet	Kesinlik	F1-Skor	mAP-0.5	mAP0.50-0.95
YOLOv8m-Aug	0.869	0.978	0.919	0.946	0.546
YOLOv11x	0.894	0.96	0.925	0.915	0.547
YOLOv8x	0.882	0.946	0.913	0.929	0.537

YOLOv8m	0.837	0.983	0.904	0.955	0.555
----------------	-------	--------------	-------	--------------	--------------

Geliştirilen modellerin primer çürüklü dişleri tespit etme başarıları değerlendirildiğinde;

Tablo 7. Derin öğrenme algoritmalarının primer çürüklü dişleri tespit etme performansı					
Model İsmi	Hassasiyet	Kesinlik	F1-Skor	mAP-0.5	mAP0.50-0.95
YOLOv8m-Aug	0.656	0.664	0.660	0.710	0.433
YOLOv11x	0.769	0.487	0.597	0.638	0.395
YOLOv8x	0.743	0.448	0.560	0.646	0.407
YOLOv8m	0.663	0.552	0.604	0.642	0.400

Geliştirilen modellerin sekonder çürüklü dişleri tespit etme başarıları değerlendirildiğinde;

Tablo 8. Derin öğrenme algoritmalarının sekonder çürüklü dişleri tespit etme performansı					
Model İsmi	Hassasiyet	Kesinlik	F1-Skor	mAP-0.5	mAP0.50-0.95
YOLOv8m-Aug	0.598	0.763	0.670	0.738	0.459
YOLOv11x	0.684	0.575	0.625	0.638	0.410
YOLOv8x	0.59	0.578	0.584	0.627	0.392
YOLOv8m	0.600	0.708	0.650	0.704	0.449

Geliştirilen modellerin protetik dental kronları tespit etme başarıları değerlendirildiğinde;

Tablo 9. Derin öğrenme algoritmalarının protetik dental kronları tespit etme performansı					
Model İsmi	Hassasiyet	Kesinlik	F1-Skor	mAP-0.5	mAP0.50-0.95

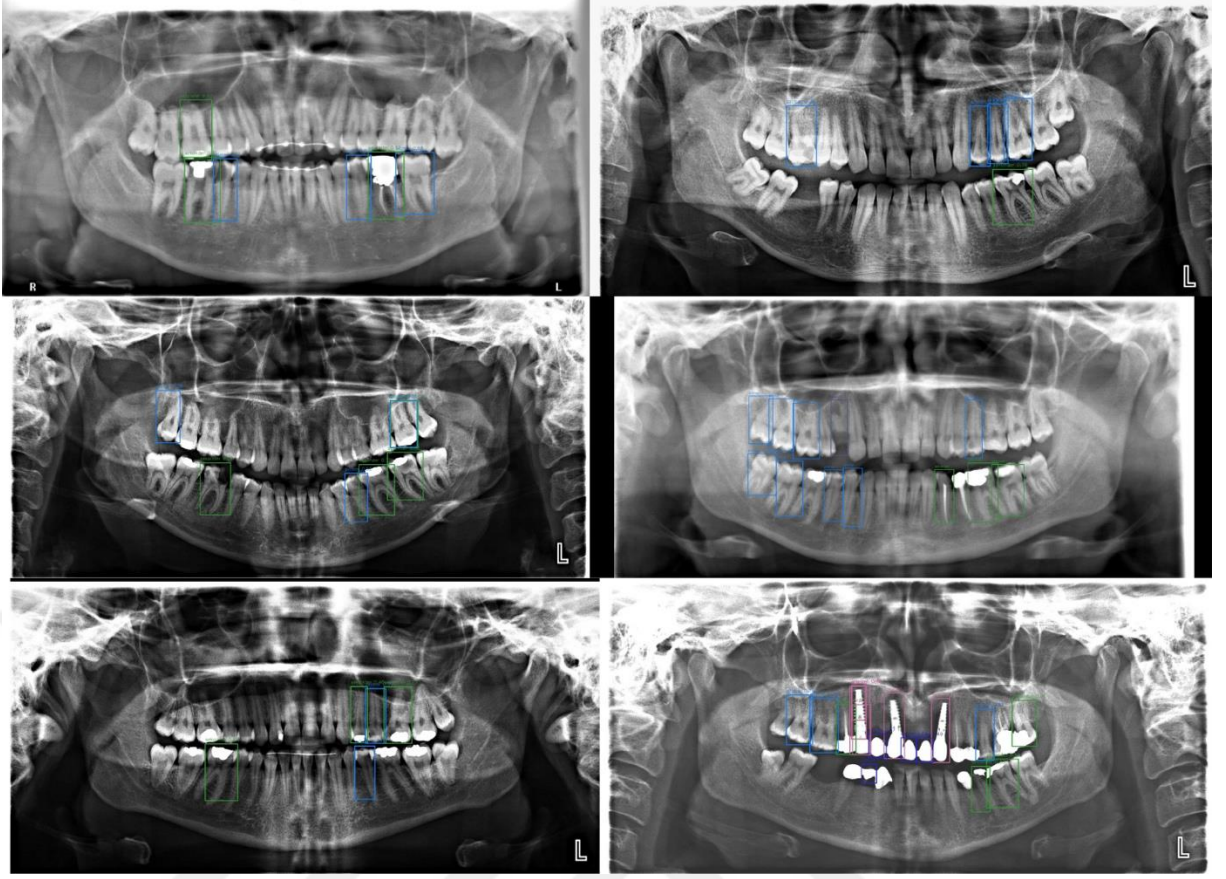
YOLOv8m-Aug	0.735	0.883	0.802	0.870	0.351
YOLOv11x	0.785	0.955	0.862	0.858	0.377
YOLOv8x	0.769	0.955	0.852	0.766	0.311
YOLOv8m	0.803	0.955	0.872	0.859	0.387

Geliştirilen modellerin dental implantları tespit etme başarıları değerlendirildiğinde;

Tablo 10. Derin öğrenme algoritmalarının dental implantları tespit etme performansı					
Model İsmi	Hassasiyet	Kesinlik	F1-Skor	mAP-0.5	mAP0.50-0.95
YOLOv8m-Aug	0.789	1	0.882	0.995	0.495
YOLOv11x	0.881	1	0.937	0.995	0.515
YOLOv8x	0.642	1	0.782	0.913	0.341
YOLOv8m	0.778	1	0.875	0.995	0.465

Geliştirilen modellerin kırık dişleri tespit etme başarıları değerlendirildiğinde;

Tablo 11. Derin öğrenme algoritmalarının kırık dişleri tespit etme performansı					
Model İsmi	Hassasiyet	Kesinlik	F1-Skor	mAP-0.5	mAP0.50-0.95
YOLOv8m-Aug	0.621	0.675	0.647	0.655	0.32
YOLOv11x	0.668	0.529	0.590	0.669	0.373
YOLOv8x	0.640	0.353	0.455	0.584	0.307
YOLOv8m	0.656	0.673	0.664	0.620	0.29



Şekil 24. Derin öğrenme modellerinin sekonder çürük ile çeşitli dental durumları panoramik radyografilerde otomatik olarak tespit etmesi

5. Tartışma

Yapay zekanın, özellikle yapay sinir ağları ve derin öğrenmenin, diş çürüklerinin teşhisinde yardımcı araçlar olarak kullanılabileceği çeşitli çalışmalar ile bildirilmiştir (Forouzesfar vd., 2024; Mohammad-Rahimi vd., 2022; Zanini vd., 2024). Bu yapay zekâ tabanlı teşhise yardımcı araçların geliştirilmesinin önemi ise çürük teşhisinde sorunlar yaşandığında ortaya çıkmaktadır. Bir diş hekiminin çürük teşhisinde hata yaptığında, sağlam bir dişi yanlış pozitif olarak çürük diye teşhis ettiğinde veya çürük bir dişi yanlış negatif olarak sağlıklı diye teşhis etmesi durumunda yapay zekâ tabanlı bir yardımcı araç büyük fayda sağlayabilir (Forouzesfar vd., 2024).

Günlük klinik uygulamada çürük tespitinde gözle muayene en sık tercih edilen teşhis yöntemlerinden biri olmakla birlikte, en yaygın yardımcı yöntem radyografik incelemedir

(Braga, Ekstrand, vd., 2010; N. B. Pitts vd., 2003). Yardımcı yöntem olarak kullanılan radyografik inceleme çürük lezyonunun ilerleme durumunun takibini ve izlenme sürecini kolaylaştırır (Braga, Mendes, vd., 2010; Wenzel, 2004). Ayrıca, gözle muayenede net olarak tespit etmenin mümkün olmadığı çürük lezyonunun derinliğini değerlendirmede radyografik görüntü fayda sağlayabilir. Ancak, radyolojik görüntü çürüğün neden olduğu gerçek mineral kaybını olduğundan daha az gösterme eğilimindedir. Bu sebeple, radyografik görüntüleme yöntemi erken aşama çürük lezyonların tespitinde uygun bir yöntem olmayabilir (N. B. Pitts, 1996; Wenzel, 2004). Bu durumda ise çürük diş dokularının floresan özelliklerinin sağlıklı diş dokularına kıyasla değiştiği prensibine dayanarak işlev gören floresan temelli yöntemler devreye girmektedir. Bu yöntemler ise çürük lezyonlarını tespit etmek için genellikle nesnel bir yöntem sunma hedefindedir (Achilleos vd., 2013; Angmar-Månsson & ten Bosch, 2001; Braga, de Benedetto, vd., 2010; Lussi vd., 2006).

Literatürde çürük lezyonlarının tespitinde hangi yöntemin en başarılı olduğuna yönelik birçok araştırma yürütülmüştür ve yapılmış olan sistematik incelemeler rutin kullanılan bütün yöntemlerin genel olarak iyi performans gösterdiğini belirtmişlerdir (Gimenez vd., 2013, 2015b, 2015a; Schwendicke vd., 2015). Bununla ilgili olarak farklı floresan tabanlı yöntemlerin birbirleri ile benzer doğruluk gösterdiği ancak gelişmiş çürük lezyonlarında ise daha iyi bir performans ile çürükleri tespit edebildiği bulunmuştur (Gimenez vd., 2013). Bu durum ile benzer olarak radyografik incelemede de ilerlemiş çürüklerin tespitinin daha kolaylaştığı belirtilmiştir (Schwendicke vd., 2015). Diğer yöntemlere kıyasla görsel muayenenin yüksek doğruluk değerlerine sahip olduğu ve daha yüksek özgüllük değerlerine doğru bir eğilime de sahip olduğu gösterilmiştir. Hatta kimi yazarlar ICDAS gibi ayrıntılı ve kabul gören endeksleri kullanarak görsel muayenenin çürük teşhisinde klinik uygulamada tek başına kullanılmasını önermiş ve yapılan bazı çalışmalar da bu teoriyi destekleyici veriler sunmuştur (Baelum vd.,

2012; Bussaneli vd., 2015; Gimenez vd., 2015b; Mendes vd., 2012). Ancak řu an kabul gren kanı bařta radyografiler olmak zere dięer yardımcı yntemlerle kombine bir rk teřhis srecinin yrtlmesi gerektięi ynndedir (Ismail vd., 2015; Khnisch vd., 2016; Martignon vd., 2019; Pretty & Ekstrand, 2016). Bu baęlamda, bu alıřmanın amacı klinik rk teřhis srecinde en nemli yardımcı enstrman olan radyografilerin sekonder rk aısından yorumlamasına destek saęlayabilecek bir derin ęrenme algoritması geliřtirmektir.

Grsel ve radyografik muayene, sekonder rklerin deęerlendirilmesinde en sık kullanılan yntemlerdir (Diniz vd., 2016; Lenzi vd., 2016; Lino vd., 2015). Klinik olarak; restoratif materyalin etrafında marjinal ukurlařma, lekelenme, diř dokularında renk deęiřiklięi ve diř ile restorasyonu arayzndeki bořlukların varlıęı sekonder rkler iin gvenilir olarak grlmeyen bulgulardır (Kidd, 2001; Kidd & Beighton, 1996; Mjr & Toffenetti, 2000; Rudolphy vd., 1995). Bu gvenilir olmama durumu sebebiyle sekonder rklerin grsel muayene ile tespit edilmesi diř hekimleri iin ciddi bir zorluk olarak grlmektedir (Nedeljkovic vd., 2015). Restorasyonun etrafında leke řeklinde bir izgi olarak grlebilen mikrosızıntı ile veya restoratif materyali ieren gri bir renk deęiřiklięi gsterebilen rezidel rklerle sekonder rkler karıřtırılabilir. Grsel yntemde mevcut olan bu teřhisi zorlařtıran durumlar radyografik incelemede de farklı řekillerde mevcuttur. Bu durumlardan bir tanesi radyografik incelemenin var olan sekonder rk lezyonunun ciddiyetini azaltması olgusu iken te yandan restoratif materyalin radyoopasitesi, adheziv tabakasının varlıęı veya rezidel rk mevcudiyeti de bu yorumlamada yanlış deęerlendirmelere neden olabilir (Kidd, 2001; Kurřun vd., 2012). Tm bu sebeplerden dolayı sekonder rklerin deęerlendirilmesi birok arařtırmanın tartıřma konusu olmuřtur ve teřhis durumunun bulanıklıęı sebebiyle diř hekimlerinin verdikleri kararlar birbirleri ile tutarlı deęildir (Gratt vd., 1988; Hewlett vd., 1993; Kidd, 2001; Nedeljkovic vd., 2015; Rodrigues vd., 2010; Signori vd., 2018). Signori ve ark.,

sekonder çürük lezyonlarının teşhisinde görsel ve radyografik yöntemlere ilişkin çalışmaların klinik önemini araştırdıkları sistematik derlemelerinde bu konu üzerinde durmuşlardır. Bulguları doğrultusunda bu lezyonların tespiti amacıyla birçok farklı kriterin kullanılmasının sekonder çürük teşhis sürecinin anlaşılabilmesini ve klinik kararların alınabilmesini zorlaştırdığını söylemektedirler (Signori vd., 2018). Bu sebeple sekonder çürük lezyonlarının klinik ve radyolojik olarak değerlendirilmesi esnasında diş hekimlerine yardımcı olabilecek ve daha tutarlı, genellenebilir kararlar almalarına katkı sağlayabilecek bir yardımcı tanı aracının gerekliliği tekrar ortaya çıkmaktadır. Bu amaçla literatürde periapikal, bitewing, panoramik radyografilerde ve intra-oral fotoğraflarda çürük teşhisi yapabilen derin öğrenme algoritmaları geliştiren çeşitli çalışmalar mevcuttur (Forouzesfar vd., 2024; Mohammad-Rahimi vd., 2022; Zanini vd., 2024). Ancak bu çalışmalar incelendiğinde daha önce hiçbir çalışmanın panoramik radyografi görüntülerinde sekonder çürük teşhisi yapabilen bir yapay zekâ modeli geliştirdiği görülmemiştir. Bizler bu çalışmada panoramik radyografi görüntülerinde sekonder çürüğün yansira primer çürükleri, sağlıklı dişleri, protetik dental kronları, implantları ve kırık dişleri tespit edebilen multi-class bir derin öğrenme modeli geliştirdik. Bu doğrultuda bu çalışma öncül bir nitelik taşımaktadır.

Çalışmamızda sekonder çürüklerin tespitine yönelik dört farklı model geliştirilmiştir. Bu modeller arasında YOLOv8'in Extra Large ve Medium (YOLOv8x ve YOLOv8m) versiyonları, YOLOv11'in Extra Large versiyonu (YOLOv11x) ve YOLOv8'in Medium (YOLOv8m-Aug) formunun veri arttırımı (data augmentation) ile eğitilmiş versiyonları yer almaktadır. Modellerin diğer etiketlemelerdeki performansı da dahil genel başarısına bakıldığında en yüksek hassasiyet değerinin ve mAP-0.5 değerlerinin 0.827 ve 0.819 ile YOLOv8m-Aug modelinde olduğu; en yüksek kesinlik, en yüksek F1-skor ve en yüksek mAP0.50-0.95 değerlerinin ise 0.780, 0.765 ve 0.436 ile YOLOv11x modelinde olduğu

görülmüştür. YOLOv8'in daha üstün versiyonu olan YOLOv11'in segmentasyonda ve tespit etmede daha üstün bir model olduğu söylenmektedir (Sapkota & Karkee, 2024). Bu bağlamda bizim çalışmamızda elde ettiğimiz bulgular da YOLOv11'in öncüllerine göre daha başarılı bir performansa sahip olduğunu işaret etmektedir. Geliştirilen modeller sekonder çürük başarısı açısından değerlendirildiğinde ise YOLOv11x'in kesinlik değeri 0.684 ile diğer modellerden daha iyiyken diğer metriklerde YOLOv8m-Aug daha başarılı bulunmuştur. Bu durumda ise veri arttırımı ile panoramik radyografi sayısının arttırılmasının modelin başarısını net bir şekilde arttırdığı söylenebilir.

Literatürde çürüklerin teşhisine yönelik otomatik olarak sınıflama, tespit etme ve segmente etme gibi görevlerde yapay zeka ile derin öğrenme algoritmalarını kullanan ve yüksek bir başarı raporlayan birçok çalışma mevcuttur (Forouzeshfar vd., 2024; Mohammad-Rahimi vd., 2022; Zanini vd., 2024). Çeşitli radyografi türlerinde çürüklerin segmentasyonu için derin öğrenme algoritmaları kullanan çalışmalar değerlendirildiğinde bu görev için en çok tercih edilen derin öğrenme mimarisinin U-Net olduğu gözlemlenmiştir (Zanini vd., 2024). Lee ve ark.; proksimal, oklüzal, kök ve sekonder çürükler olmak üzere bite-wing radyografiler üzerinde gözlemlebilen bütün çürükleri şiddetine bakılmaksızın etiketlemişler ve geliştirdikleri U-Net tabanlı derin öğrenme modelinin bu çürükleri otomatik olarak segmente etme başarısını değerlendirmişlerdir. Geliştirdikleri modelin tüm bu çürükleri segmente etmedeki hassasiyet, kesinlik ve F1-skor değerlerinin sırasıyla %63.29, %65.02 ve %64.14 olduğunu bildirmişlerdir (S. Lee vd., 2021). Lee ve ark., çalışma veri setlerinde kaç adet sekonder çürük mevcut olduğunu belirtmemişlerdir. Ancak sekonder çürüğe kıyasla diğer daha belirgin çürüklerin de veri setlerinde mevcut olmasına rağmen bizim çalışmamızda sekonder çürük tespiti için YOLOv11x modeli ile elde ettiğimiz 0.684 kesinlik değeri ve YOLOv8m-Aug modeli ile elde ettiğimiz 0.763 hassasiyet değeri onların çalışmaları ile çok yakındır. Bu bağlamda radyografik

olarak yorumlanması daha zor olan sekonder çürükleri, yorumlaması bite-wing'e kıyasla daha zor olan panoramik radyografilerde tespit etmede geliştirdiğimiz modellerin iyi bir başarı gösterdiği söylenebilir. Bunlara ek olarak Lee ve ark., çalışmalarındaki U-Net tabanlı algoritmanın proksimal diş çürüklerinin yanı sıra bite-wing radyografilerde rastlanabilecek diğer çürük çeşitlerinde de problem yaşamadığını ancak düşük kaliteli radyografilerde, dişlerin süperpozisyona uğradığı görüntülerde ve üçüncü molar dişin olduğu bite-wing grafilerinde yanlış segmentasyon oranının biraz daha yüksek olduğunu belirtmişlerdir. Daha sonrasında üç diş hekimine geliştirdikleri model destekli ve desteksiz olarak çürük teşhisi için çeşitli bite-wing radyografiler yorumlatmışlardır. Bu doğrultuda klinisyenlerin model ile birlikte radyografik yorumlama esnasında istemeden daha fazla diş çürüğü bulduklarını ve bu sebeple yanlış pozitif çürük teşhis oranlarının artarken hassasiyetlerinin azaldığını bulmuşlardır. Bunun sonucunda yapay zeka tabanlı algoritmalarının çürük teşhisinde başarısının ne kadar artarsa artsın yanlış pozitif yorumlamalara neden olabileceği ve bu doğrultuda da gereksiz tedavi veya aşırı tedavilere sebebiyet verebileceklerini öne sürmüşlerdir. Buna ek olarak diş hekimlerinin yapay zeka tabanlı diş çürüğü tespit sonuçlarına tamamen güvenmemelerini, bunları sadece referans olarak kullanıp ek klinik muayeneler ile birlikte bütüncül bir çürük incelemesi ile nihai tanıyı ve tedavi planını kendi inisiyatifleri ile belirlemeleri gerektiğini de söylemişlerdir (S. Lee vd., 2021). Bizim bu çalışmada geliştirdiğimiz modelin ise sağlıklı dişleri yüksek bir hassasiyet ve kesinlik değerleri ile tespit edebildiği ancak sekonder çürüğe ve primer çürüğe sahip dişlerin bazılarını sağlıklı olarak tespit ettiği görülmüştür. Bu durum da Lee ve ark.'nın çalışmalarında belirttikleri çıktıyla uyumlu olarak bizim çalışmada da elde ettiğimiz bulgular, hekimlerin bu radyografik çürük teşhis araçlarının yorumlamalarını bilirkşi yorumlaması olarak görmekten ziyade birer yardımcı araç olarak görmeleri gerektiğini tekrardan ortaya koymaktadır.

Başka bir çalışmada Lian ve ark., ön işleme, ağ mimarisi, eğitim ve son işleme adımlarını otomatik olarak ayarlayabilen tıbbi görüntü segmentasyonu için bir derin öğrenme çerçevesi olan nnU-Net'i kullanarak panoramik radyografilerde çürük tespiti yapmayı ve DenseNet121 kullanarak ise çürükleri derinliklerine göre (dentinin dış, orta veya iç üçte birinde D1/2/3 dentin lezyonları) sınıflandırmayı hedeflemişlerdir. Geliştirdikleri modeller segmentasyonda 0.821 hassasiyet ile sınıflandırmada ise D1/D2/D3 çürükleri için sırasıyla 0.765, 0.652 ve 0.918 hassasiyet ile performans göstermişlerdir. Derin öğrenme algoritmalarının hem çürük segmentasyonu hem de çürük sınıflamasında uzman diş hekimleri ile benzer sonuçlar gösterdiklerini belirtmişlerdir (Lian vd., 2021). Çalışmalarında geliştirdikleri sınıflama modelinin yüzeysel dentin çürüklerini tespit etmede daha düşük başarı gösterdiği görülmüştür (Lian vd., 2021). Bu doğrultuda bizim çalışmamızda tespit etmeyi hedeflediğimiz sekonder çürüklerin, ilerlemiş çürüklere göre daha az belirgin bir radyografik bulgu vermesi sonuçlarımızın bu seviyede kalmasına neden olmuş olabilir.

Diş çürüklerinin radyografik görüntülerde tespit edilmesine yönelik yapılan derin öğrenme çalışmalarında ise bite-wing radyografilerde yapılan birkaç çalışma olmasına rağmen panoramik radyografi üzerinde yapılan çalışma sayısı çok kısıtlıdır (Forouzeshfar vd., 2024). Yapılan bite-wing çalışmalarında VGG-16 (Bayrakdar vd., 2022), Faster R-CNN (Chen vd., 2022) ve DG-LeNet (Vimalarani & Ramachandraiah, 2022) algoritmaları kullanılırken, panoramik radyografi çalışmasında ise Fast R-CNN, ResNet ve Inception algoritmalarının kullanıldığı görülmüştür (Kim vd., 2022). Daha önce hiçbir çalışmanın YOLOv8 ya da YOLOv11 tabanlı derin öğrenme algoritmalarını diş çürüğü tespitinde kullanmadığı görülmüştür. Derin öğrenme algoritmalarından biri olan You Only Look Once (YOLO) algoritması, nesne segmentasyonu ve tespiti için en popüler algoritmalarından biridir. Adından da anlaşılacağı gibi, YOLO algoritması nesneleri tek bir geçişte algılayabilir, hızlı ve yüksek

doğrulukta nesne algılama ve segmentasyon sağlar. Ayrıca YOLO'nun Fast R-CNN, ResNet ve Inception gibi algoritmalara kıyasla obje tespit etmede daha başarılı olduğu birkaç çalışma tarafından gösterilmiştir (Fisranda vd., 2023; Sharma vd., 2024). Bu sebeple bu çalışmada sekonder çürük tespiti için YOLO modeli kullanılmıştır.

Kim ve ark., 10.000 panoramik radyografi üzerinden yaptıkları çalışma ile koronal çürük, proksimal çürük, servikal çürük, periapikal radyolüsens ve rezidüel kök olmak üzere beş farklı dental durumu tespit edebilecek bir derin öğrenme modeli geliştirmeyi hedefledikleri çalışmalarında Fast R-CNN, ResNet ve Inception algoritmalarını kullanmışlardır. Bu doğrultuda Fast R-CNN modelinin başarısı diğer iki modele kıyasla daha başarılı bulmuşlardır. Koronal çürükleri tespit etmede Fast R-CNN modelinin kesinlik ve hassasiyet değerleri sırasıyla 0.785 ve 0.708 iken, proksimal çürükleri tespit etmede bu değerler 0.484 ve 0.792 şeklinde ve servikal çürükleri tespit etmede ise 0.795 ve 0.767 şeklindedir. Bu değerler ResNet modelinde ise koronal çürükler için 0.253 ve 0.609, proksimal çürükler için 0.327 ve 0.783, servikal çürükler için ise 0.444 ve 0.707 şeklindedir. Inception modelinde ise koronal çürükler için 0.210 ve 0.395, proksimal çürükler için 0.685 ve 0.377, servikal çürükler için ise 0.378 ve 0.011 şeklindedir (Kim vd., 2022). Bizim çalışmamızda ise en başarısız model olan YOLOv8x için kesinlik ve hassasiyet değerleri 0.590 ve 0.578 şeklinde iken en başarılı model YOLOv8m-Aug için bu değerler 0.598 ve 0.763 şeklindedir. Kim ve ark. çalışmalarında 10.000 panoramik radyografi kullanırken bizim çalışmamızda kullanılan panoramik radyografi sayısı 596'dır. Derin öğrenme modellerinin artan örneklem sayısı ile başarısının arttığı kabul edilmiş bir gerçektir (Sun vd., 2017). Buna rağmen bizim çalışmamızda elde ettiğimiz sonuçlar Kim ve ark.'nın çalışmalarında geliştirdikleri ResNet ve Inception modellerinden daha başarılı iken Fast R-CNN modeli ile yakın başarıda sonuçlardır. Bu doğrultuda YOLOv8 ve YOLOv11

modellerinin panoramik radyografilerde çürük tespit etmede başarılı algoritmalar olduğu söylenebilir.

Çalışmamızın en büyük limitasyonlarından biri çalışmanın retrospektif doğasından ötürü sekonder çürük teşhisi için sadece panoramik radyografilerin kullanılmasıydı. Bu durum bazı yanlış pozitif teşhislerin yapılmasına neden olmuş ve bu sebeple de derin öğrenme algoritmalarının %100 bir performans ile çalışmasına engel olmuş olabilir. Ayrıca çalışmada toplam 596 panoramik radyografinin kullanılmış olması da potansiyel bir limitasyondur. Derin öğrenme algoritmalarının eğitimi için çok sayıda veri gerekmesi durumu bu çalışmada elde edilen sonuçları etkilemiş olabilir. Bununla birlikte bu çalışmada çürük teşhisi için ideal olmayan ancak rutin klinik muayenede en sık kullanılan ve ilk teşhis anında bütün dişleri, çeneleri ve çene çevre dokuları tek bir görselde gösteren panoramik radyografilerin kullanılması da bir limitasyon olarak söylenebilir. Tüm bilgiler ışığında ilerideki çalışmalarda birkaç teşhis yöntemi kullanılarak sekonder çürük teşhisi konulmuş dişleri içeren ve daha fazla sayıda veri içeren veri setleri kullanılarak geliştirilen derin öğrenme modelleri ile daha güvenilir sonuçlar elde edilecektir.

6. Sonuçlar

- Derin öğrenme algoritmaları panoramik radyografilerde sekonder çürükleri tespit etmede 0.763 hassasiyet değeri ile iyi bir başarı göstermektedir.
- Derin öğrenme algoritmaları sağlıklı dişleri 0.90'dan daha yüksek bir hassasiyet ile tespit edebilmektedir.
- Derin öğrenme algoritmaları primer çürükleri tespit etmede sekonder çürükleri tespit etme ile benzer performans göstermektedir.

- Derin öğrenme algoritmaları sekonder çürüğe ve primer çürüğe sahip olan dişleri sağlıklı diş olarak algılayabilmektedir. Bu sebeple, bu araçları kullanırken dişleri klinik ve radyolojik olarak ayrıca muayene etmek, bu araçları bir yardımcı teşhis aracı olarak kullanmak gerekmektedir.

7. Kaynakça

- Abreu, M., Jr.; Tyndall, D.A.; Ludlow, J.B. Effect of angular disparity of basis images and projection geometry on caries detection using tuned-aperture computed tomography. *Oral Surg. Oral Med. Oral Pathol. Oral Radiol. Endod.* 2001, 92, 353–360.
- Achilleos, E.-E., Rahiotis, C., Kakaboura, A., & Vougiouklakis, G. (2013). Evaluation of a new fluorescence-based device in the detection of incipient occlusal caries lesions. *Lasers in Medical Science*, 28(1), 193-201. <https://doi.org/10.1007/s10103-012-1111-6>
- Agustsdottir, H., Gudmundsdottir, H., Eggertsson, H., Jonsson, S. H., Gudlaugsson, J. O., Saemundsson, S. R., Eliasson, S. T., Arnadottir, I. B., & Holbrook, W. P. (2010). Caries prevalence of permanent teeth: A national survey of children in Iceland using ICDAS. *Community Dentistry and Oral Epidemiology*, 38(4), 299-309. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0528.2010.00538.x>
- Angmar-Månsson, B., & ten Bosch, J. J. (2001). Quantitative light-induced fluorescence (QLF): A method for assessment of incipient caries lesions. *Dento Maxillo Facial Radiology*, 30(6), 298-307. <https://doi.org/10.1038/sj/dmfr/4600644>
- Askar, H., Krois, J., Göstemeyer, G., Bottenberg, P., Zero, D., Banerjee, A., & Schwendicke, F. (2020). Secondary caries: What is it, and how it can be controlled, detected, and managed? *Clinical Oral Investigations*, 24(5), 1869-1876. <https://doi.org/10.1007/s00784-020-03268-7>

- Baelum, V., Hintze, H., Wenzel, A., Danielsen, B., & Nyvad, B. (2012). Implications of caries diagnostic strategies for clinical management decisions. *Community Dentistry and Oral Epidemiology*, 40(3), 257-266. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0528.2011.00655.x>
- Baydar, O., Różyło-Kalinowska, I., Futyma-Gąbka, K., & Sağlam, H. (2023). The U-Net Approaches to Evaluation of Dental Bite-Wing Radiographs: An Artificial Intelligence Study. *Diagnostics*, 13(3), Article 3. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13030453>
- Bayrakdar, I. S., Orhan, K., Akarsu, S., Çelik, Ö., Atasoy, S., Pekince, A., Yasa, Y., Bilgir, E., Sağlam, H., Aslan, A. F., & Odabaş, A. (2022). Deep-learning approach for caries detection and segmentation on dental bitewing radiographs. *Oral Radiology*, 38(4), 468-479. <https://doi.org/10.1007/s11282-021-00577-9>
- Bayraktar, Y., & Ayan, E. (2022). Diagnosis of interproximal caries lesions with deep convolutional neural network in digital bitewing radiographs. *Clinical Oral Investigations*, 26(1), 623-632. <https://doi.org/10.1007/s00784-021-04040-1>
- Ben-Amar, A., Cardash, H. S., & Judes, H. (1995). The sealing of the tooth/amalgam interface by corrosion products. *Journal of Oral Rehabilitation*, 22(2), 101-104. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2842.1995.tb00242.x>
- Beyth, N., Bahir, R., Matalon, S., Domb, A. J., & Weiss, E. I. (2008). Streptococcus mutans biofilm changes surface-topography of resin composites. *Dental Materials: Official Publication of the Academy of Dental Materials*, 24(6), 732-736. <https://doi.org/10.1016/j.dental.2007.08.003>
- Black, G. V. (1908). *A work on operative dentistry*. Medico-dental Publishing Company.
- Braga, M. M., de Benedetto, M. S., Imparato, J. C. P., & Mendes, F. M. (2010). New methodology to assess activity status of occlusal caries in primary teeth using laser fluorescence device. *Journal of Biomedical Optics*, 15(4), 047005. <https://doi.org/10.1117/1.3463007>

- Braga, M. M., Ekstrand, K. R., Martignon, S., Imparato, J. C. P., Ricketts, D. N. J., & Mendes, F. M. (2010). Clinical performance of two visual scoring systems in detecting and assessing activity status of occlusal caries in primary teeth. *Caries Research*, 44(3), 300-308. <https://doi.org/10.1159/000315616>
- Braga, M. M., Mendes, F. M., & Ekstrand, K. R. (2010). Detection activity assessment and diagnosis of dental caries lesions. *Dental Clinics of North America*, 54(3), 479-493. <https://doi.org/10.1016/j.cden.2010.03.006>
- Breschi, L., Mazzoni, A., Nato, F., Carrilho, M., Visintini, E., Tjäderhane, L., Ruggeri, A., Tay, F. R., Dorigo, E. D. S., & Pashley, D. H. (2010). Chlorhexidine stabilizes the adhesive interface: A 2-year in vitro study. *Dental Materials: Official Publication of the Academy of Dental Materials*, 26(4), 320-325. <https://doi.org/10.1016/j.dental.2009.11.153>
- Brouwer, F., Askar, H., Paris, S., & Schwendicke, F. (2016). Detecting Secondary Caries Lesions: A Systematic Review and Meta-analysis. *Journal of Dental Research*, 95(2), 143-151. <https://doi.org/10.1177/0022034515611041>
- Bussaneli, D. G., Restrepo, M., Boldieri, T., Albertoni, T. H., Santos-Pinto, L., & Cordeiro, R. C. L. (2015). Proximal caries lesion detection in primary teeth: Does this justify the association of diagnostic methods? *Lasers in Medical Science*, 30(9), 2239-2244. <https://doi.org/10.1007/s10103-015-1798-2>
- Carrillo-Perez, F., Pecho, O. E., Morales, J. C., Paravina, R. D., Bona, A. D., Ghinea, R., Pulgar, R., Pérez, M. del M., & Herrera, L. J. (2022). Applications of artificial intelligence in dentistry: A comprehensive review. *Journal of Esthetic and Restorative Dentistry*, 34(1), 259-280. <https://doi.org/10.1111/jerd.12844>
- Carvalho, R. M., & Manso, A. P. (2016). Biodegradation of Resin-Dentin Bonds: A Clinical Problem? *Current Oral Health Reports*, 3(3), 229-233. <https://doi.org/10.1007/s40496-016-0104-0>

- Chaussain-Miller, C., Fioretti, F., Goldberg, M., & Menashi, S. (2006). The role of matrix metalloproteinases (MMPs) in human caries. *Journal of Dental Research*, 85(1), 22-32.
<https://doi.org/10.1177/154405910608500104>
- Chen, X., Guo, J., Ye, J., Zhang, M., & Liang, Y. (2022). Detection of Proximal Caries Lesions on Bitewing Radiographs Using Deep Learning Method. *Caries Research*, 56(5-6), 455.
<https://doi.org/10.1159/000527418>
- Datta, S.; Chaki, N.; Modak, B. A novel technique to detect caries lesion using isophote concepts. *IRBM* 2019, 40, 174–182.
- Deligeorgi, V., Mjör, I. A., & Wilson, N. H. (2001). An overview of reasons for the placement and replacement of restorations. *Primary Dental Care: Journal of the Faculty of General Dental Practitioners (UK)*, 8(1), 5-11.
<https://doi.org/10.1308/135576101771799335>
- Demarco, F. F., Corrêa, M. B., Cenci, M. S., Moraes, R. R., & Opdam, N. J. M. (2012). Longevity of posterior composite restorations: Not only a matter of materials. *Dental Materials: Official Publication of the Academy of Dental Materials*, 28(1), 87-101.
<https://doi.org/10.1016/j.dental.2011.09.003>
- Diercke, K., Lussi, A., Kersten, T., & Seemann, R. (2009). Isolated development of inner (wall) caries like lesions in a bacterial-based in vitro model. *Clinical Oral Investigations*, 13(4), 439-444. <https://doi.org/10.1007/s00784-009-0250-z>
- Diniz, M. B., Cordeiro, R. C. L., & Ferreira-Zandona, A. G. (2016). Detection of Caries Around Amalgam Restorations on Approximal Surfaces. *Operative Dentistry*, 41(1), 34-43.
<https://doi.org/10.2341/14-048-L>
- Ekstrand, K. R., Luna, L. E., Promisiero, L., Cortes, A., Cuevas, S., Reyes, J. F., Torres, C. E., & Martignon, S. (2011). The reliability and accuracy of two methods for proximal caries

- detection and depth on directly visible proximal surfaces: An in vitro study. *Caries Research*, 45(2), 93-99. <https://doi.org/10.1159/000324439>
- Estai, M., Tennant, M., Gebauer, D., Brostek, A., Vignarajan, J., Mehdizadeh, M., & Saha, S. (2022). Evaluation of a deep learning system for automatic detection of proximal surface dental caries on bitewing radiographs. *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology*, 134(2), 262-270. <https://doi.org/10.1016/j.oooo.2022.03.008>
- Etiology of Dental Caries. (1883). *The Independent Practitioner*, 4(1), 47-48.
- Ferracane, J. L. (2017). Models of Caries Formation around Dental Composite Restorations. *Journal of Dental Research*, 96(4), 364-371. <https://doi.org/10.1177/0022034516683395>
- Fisranda, F., Austin, F., & Sadrawi, M. (2023). Comparison Analysis of YOLO, ResNet, and EfficientNet for contagious skin diseases. *2023 5th International Conference on Cybernetics and Intelligent System (ICORIS)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/ICORIS60118.2023.10352306>
- Forouzeshfar, P., Safaei, A. A., Ghaderi, F., Hashemi Kamangar, S., Kaviani, H., & Haghi, S. (2024). Dental caries diagnosis using neural networks and deep learning: A systematic review. *Multimedia Tools and Applications*, 83(10), 30423-30466. <https://doi.org/10.1007/s11042-023-16599-w>
- García-Cañas, Á., Bonfanti-Gris, M., Paraíso-Medina, S., Martínez-Rus, F., & Pradies, G. (2022). Diagnosis of Interproximal Caries Lesions in Bitewing Radiographs Using a Deep Convolutional Neural Network-Based Software. *Caries Research*, 56(5-6), 503-511. <https://doi.org/10.1159/000527491>
- Gimenez, T., Braga, M. M., Raggio, D. P., Deery, C., Ricketts, D. N., & Mendes, F. M. (2013). Fluorescence-based methods for detecting caries lesions: Systematic review, meta-

- analysis and sources of heterogeneity. *PloS One*, 8(4), e60421.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0060421>
- Gimenez, T., Piovesan, C., Braga, M. M., Raggio, D. P., Deery, C., Ricketts, D. N., Ekstrand, K. R., & Mendes, F. M. (2015a). Clinical relevance of studies on the accuracy of visual inspection for detecting caries lesions: A systematic review. *Caries Research*, 49(2), 91-98. <https://doi.org/10.1159/000365948>
- Gimenez, T., Piovesan, C., Braga, M. M., Raggio, D. P., Deery, C., Ricketts, D. N., Ekstrand, K. R., & Mendes, F. M. (2015b). Visual Inspection for Caries Detection: A Systematic Review and Meta-analysis. *Journal of Dental Research*, 94(7), 895-904.
<https://doi.org/10.1177/0022034515586763>
- Glassman, M. D., & Miller, I. J. (1984). Antibacterial properties of one conventional and three high-copper dental amalgams. *The Journal of Prosthetic Dentistry*, 52(2), 199-203.
[https://doi.org/10.1016/0022-3913\(84\)90095-7](https://doi.org/10.1016/0022-3913(84)90095-7)
- Gomez, J. Detection and diagnosis of the early caries lesion. *BMC Oral Health* 2015, 15, S3.
- González-Cabezas, C., Li, Y., Gregory, R. L., & Stookey, G. K. (1999). Distribution of three cariogenic bacteria in secondary carious lesions around amalgam restorations. *Caries Research*, 33(5), 357-365. <https://doi.org/10.1159/000016534>
- González-Cabezas, C., Li, Y., Gregory, R. L., & Stookey, G. K. (2002). Distribution of cariogenic bacteria in carious lesions around tooth-colored restorations. *American Journal of Dentistry*, 15(4), 248-251.
- González-Cabezas, C., Li, Y., Noblitt, T. W., Gregory, R. L., Kafrawy, A. H., & Stookey, G. K. (1995). Detection of mutans streptococci in secondary carious lesions using immunofluorescent techniques and confocal laser scanning microscopy. *Caries Research*, 29(3), 198-203. <https://doi.org/10.1159/000262069>

- Gordan, V. V., Riley, J. L., Geraldini, S., Rindal, D. B., Qvist, V., Fellows, J. L., Kellum, H. P., Gilbert, G. H., & Dental Practice-Based Research Network Collaborative Group. (2012). Repair or replacement of defective restorations by dentists in The Dental Practice-Based Research Network. *Journal of the American Dental Association* (1939), 143(6), 593-601. <https://doi.org/10.14219/jada.archive.2012.0238>
- Gratt, B. M., White, S. C., & Bauer, J. G. (1988). A clinical comparison between xeroradiography and film radiography for the detection of recurrent caries. *Oral Surgery, Oral Medicine, and Oral Pathology*, 65(4), 483-489. [https://doi.org/10.1016/0030-4220\(88\)90364-7](https://doi.org/10.1016/0030-4220(88)90364-7)
- Hals, E., & Nernæs, A. (1971). Histopathology of in vitro caries developing around silver amalgam fillings. *Caries Research*, 5(1), 58-77. <https://doi.org/10.1159/000259733>
- Hewlett, E. R., Atchison, K. A., White, S. C., & Flack, V. (1993). Radiographic secondary caries prevalence in teeth with clinically defective restorations. *Journal of Dental Research*, 72(12), 1604-1608. <https://doi.org/10.1177/00220345930720121301>
- Huang, C., Wang, J., Wang, S., & Zhang, Y. (2023). A review of deep learning in dentistry. *Neurocomputing*, 554, 126629. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2023.126629>
- Ismail, A. I., Pitts, N. B., Tellez, M., & Authors of the International Caries Classification and Management System (ICCMS). (2015). The International Caries Classification and Management System (ICCMS™) An Example of a Caries Management Pathway. *BMC Oral Health*, 15(1), S9. <https://doi.org/10.1186/1472-6831-15-S1-S9>
- Ismail, A. I., Sohn, W., Tellez, M., Amaya, A., Sen, A., Hasson, H., & Pitts, N. B. (2007). The International Caries Detection and Assessment System (ICDAS): An integrated system for measuring dental caries. *Community Dentistry and Oral Epidemiology*, 35(3), 170-178. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0528.2007.00347.x>

- Ismail, A. I., Tellez, M., Pitts, N. B., Ekstrand, K. R., Ricketts, D., Longbottom, C., Eggertsson, H., Deery, C., Fisher, J., Young, D. A., Featherstone, J. D. B., Evans, W., Zeller, G. G., Zero, D., Martignon, S., Fontana, M., & Zandona, A. (2013). Caries management pathways preserve dental tissues and promote oral health. *Community Dentistry and Oral Epidemiology*, 41(1), e12-40. <https://doi.org/10.1111/cdoe.12024>
- James, S.L.; Abate, D.; Abate, K.H.; Abay, S.M.; Abbafati, C.; Abbasi, N.; Abbastabar, H.; Abd-Allah, F.; Abdela, J.; Abdelalim, A. Global, regional, and national incidence, prevalence, and years lived with disability for 354 diseases and injuries for 195 countries and territories, 1990–2017: A systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2017. *Lancet* 2018, 392, 1789–1858.
- Jenson, L., Budenz, A. W., Featherstone, J. D. B., Ramos-Gomez, F. J., Spolsky, V. W., & Young, D. A. (2007). Clinical protocols for caries management by risk assessment. *Journal of the California Dental Association*, 35(10), 714-723.
- Kaki, M., Gunnam, S., Dhanavath, S., Gorantla, P. K., & Saripineni, R. (2023). Semantic Segmentation of Dental Caries using Improved Deeplab V3Network. *2023 3rd International Conference on Intelligent Communication and Computational Techniques (ICCT)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/ICCT56969.2023.10075992>
- Kargul, B., Caglar, E., & Tanboga, I. (2003). History of water fluoridation. *The Journal of Clinical Pediatric Dentistry*, 27(3), 213-217. <https://doi.org/10.17796/jcpd.27.3.lu247rq056w47466>
- Khvostenko, D., Salehi, S., Naleway, S. E., Hilton, T. J., Ferracane, J. L., Mitchell, J. C., & Kruzic, J. J. (2015). Cyclic mechanical loading promotes bacterial penetration along composite restoration marginal gaps. *Dental Materials: Official Publication of the Academy of Dental Materials*, 31(6), 702-710. <https://doi.org/10.1016/j.dental.2015.03.011>

- Kidd, E. A. (2001). Diagnosis of secondary caries. *Journal of Dental Education*, 65(10), 997-1000.
- Kidd, E. A., & Beighton, D. (1996). Prediction of secondary caries around tooth-colored restorations: A clinical and microbiological study. *Journal of Dental Research*, 75(12), 1942-1946. <https://doi.org/10.1177/00220345960750120501>
- Kidd, E. A., Joyston-Bechal, S., & Beighton, D. (1995). Marginal ditching and staining as a predictor of secondary caries around amalgam restorations: A clinical and microbiological study. *Journal of Dental Research*, 74(5), 1206-1211. <https://doi.org/10.1177/00220345950740051001>
- Kim, C., Jeong, H., Park, W., & Kim, D. (2022). Tooth-Related Disease Detection System Based on Panoramic Images and Optimization Through Automation: Development Study. *JMIR Medical Informatics*, 10(10), e38640. <https://doi.org/10.2196/38640>
- Kuper, N. K., Montagner, A. F., van de Sande, F. H., Bronkhorst, E. M., Opdam, N. J. M., & Huysmans, M.-C. D. J. N. M. (2015). Secondary Caries Development in in situ Gaps next to Composite and Amalgam. *Caries Research*, 49(5), 557-563. <https://doi.org/10.1159/000438728>
- Kuper, N. K., Opdam, N. J. M., Ruben, J. L., de Soet, J. J., Cenci, M. S., Bronkhorst, E. M., & Huysmans, M. C. D. N. J. M. (2014). Gap Size and Wall Lesion Development Next to Composite. *Journal of Dental Research*, 93(7 Suppl), 108S-113S. <https://doi.org/10.1177/0022034514534262>
- Kuper, N. K., van de Sande, F. H., Opdam, N. J. M., Bronkhorst, E. M., de Soet, J. J., Cenci, M. S., & Huysmans, M. C. D. J. N. M. (2015). Restoration Materials and Secondary Caries Using an In Vitro Biofilm Model. *Journal of Dental Research*, 94(1), 62-68. <https://doi.org/10.1177/0022034514553245>

- Kurşun, Ş., Dinç, G., Oztaş, B., Yüksel, S., & Kamburoğlu, K. (2012). The visibility of secondary caries under bonding agents with two different imaging modalities. *Dental Materials Journal*, 31(6), 975-979. <https://doi.org/10.4012/dmj.2012-062>
- Kühnisch, J., Ekstrand, K. R., Pretty, I., Twetman, S., van Loveren, C., Gizani, S., & Spyridonos Loizidou, M. (2016). Best clinical practice guidance for management of early caries lesions in children and young adults: An EAPD policy document. *European Archives of Paediatric Dentistry: Official Journal of the European Academy of Paediatric Dentistry*, 17(1), 3-12. <https://doi.org/10.1007/s40368-015-0218-4>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lee, J.-H., Kim, D.-H., Jeong, S.-N., & Choi, S.-H. (2018). Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm. *Journal of Dentistry*, 77, 106-111. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2018.07.015>
- Lee, S., Oh, S., Jo, J., Kang, S., Shin, Y., & Park, J. (2021). Deep learning for early dental caries detection in bitewing radiographs. *Scientific Reports*, 11, 16807. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-96368-7>
- Lenzi, T. L., Piovesan, C., Mendes, F. M., Braga, M. M., & Raggio, D. P. (2016). In vitro performance of QLF system and conventional methods for detection of occlusal caries around tooth-colored restorations in primary molars. *International Journal of Paediatric Dentistry*, 26(1), 26-34. <https://doi.org/10.1111/ipd.12154>
- Lian, L., Zhu, T., Zhu, F., & Zhu, H. (2021). Deep Learning for Caries Detection and Classification. *Diagnostics*, 11(9), Article 9. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11091672>
- Lino, J. R., Ramos-Jorge, J., Coelho, V. S., Ramos-Jorge, M. L., Moysés, M. R., & Ribeiro, J. C. R. (2015). Association and comparison between visual inspection and bitewing

- radiography for the detection of recurrent dental caries under restorations. *International Dental Journal*, 65(4), 178-181. <https://doi.org/10.1111/idj.12172>
- Liu, L., Xu, J., Huan, Y., Zou, Z., Yeh, S.-C., & Zheng, L.-R. (2020). A Smart Dental Health-IoT Platform Based on Intelligent Hardware, Deep Learning, and Mobile Terminal. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 24(3), 898-906. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2019.2919916>
- Lussi, A., Hack, A., Hug, I., Heckenberger, H., Megert, B., & Stich, H. (2006). Detection of approximal caries with a new laser fluorescence device. *Caries Research*, 40(2), 97-103. <https://doi.org/10.1159/000091054>
- Machiulskiene, V., Campus, G., Carvalho, J. C., Dige, I., Ekstrand, K. R., Jablonski-Momeni, A., Maltz, M., Manton, D. J., Martignon, S., Martinez-Mier, E. A., Pitts, N. B., Schulte, A. G., Splieth, C. H., Tenuta, L. M. A., Ferreira Zandona, A., & Nyvad, B. (2020). Terminology of Dental Caries and Dental Caries Management: Consensus Report of a Workshop Organized by ORCA and Cariology Research Group of IADR. *Caries Research*, 54(1), 7-14. <https://doi.org/10.1159/000503309>
- Mao, Y.-C., Chen, T.-Y., Chou, H.-S., Lin, S.-Y., Liu, S.-Y., Chen, Y.-A., Liu, Y.-L., Chen, C.-A., Huang, Y.-C., Chen, S.-L., Li, C.-W., Abu, P. A. R., & Chiang, W.-Y. (2021). Caries and Restoration Detection Using Bitewing Film Based on Transfer Learning with CNNs. *Sensors*, 21(13), Article 13. <https://doi.org/10.3390/s21134613>
- Martignon, S., Pitts, N. B., Goffin, G., Mazevet, M., Douglas, G. V. A., Newton, J. T., Twetman, S., Deery, C., Doméjean, S., Jablonski-Momeni, A., Banerjee, A., Kolker, J., Ricketts, D., & Santamaria, R. M. (2019). CariesCare practice guide: Consensus on evidence into practice. *British Dental Journal*, 227(5), 353-362. <https://doi.org/10.1038/s41415-019-0678-8>

- Mazzoni, A., Nascimento, F. D., Carrilho, M., Tersariol, I., Papa, V., Tjäderhane, L., Di Lenarda, R., Tay, F. R., Pashley, D. H., & Breschi, L. (2012). MMP Activity in the Hybrid Layer Detected with in situ Zymography. *Journal of Dental Research*, 91(5), 467-472. <https://doi.org/10.1177/0022034512439210>
- Mazzoni, A., Tjäderhane, L., Checchi, V., Di Lenarda, R., Salo, T., Tay, F. R., Pashley, D. H., & Breschi, L. (2015). Role of dentin MMPs in caries progression and bond stability. *Journal of Dental Research*, 94(2), 241-251. <https://doi.org/10.1177/0022034514562833>
- Mendes, F. M., Novaes, T. F., Matos, R., Bittar, D. G., Piovesan, C., Gimenez, T., Imparato, J. C. P., Raggio, D. P., & Braga, M. M. (2012). Radiographic and laser fluorescence methods have no benefits for detecting caries in primary teeth. *Caries Research*, 46(6), 536-543. <https://doi.org/10.1159/000341189>
- Mertens, S., Krois, J., Cantu, A. G., Arsiwala, L. T., & Schwendicke, F. (2021). Artificial intelligence for caries detection: Randomized trial. *Journal of Dentistry*, 115, 103849. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2021.103849>
- Michou, S.; Vannahme, C.; Bakhshandeh, A.; Ekstrand, K.R.; Benetti, A.R. Intraoral scanner featuring transillumination for proximal caries detection. An in vitro validation study on permanent posterior teeth. *J. Dent.* 2022, 116, 103841
- Miller, W. D. (1884). Fermentation in the Human Mouth. *The Independent Practitioner*, 5(7), 339-348.
- Mjör, I. A. (2005). Clinical diagnosis of recurrent caries. *Journal of the American Dental Association* (1939), 136(10), Article 10. <https://doi.org/10.14219/jada.archive.2005.0057>
- Mjör, I. A., & Toffenetti, F. (2000). Secondary caries: A literature review with case reports. *Quintessence International (Berlin, Germany: 1985)*, 31(3), 165-179.

- Mohammad-Rahimi, H., Motamedian, S. R., Rohban, M. H., Krois, J., Uribe, S. E., Mahmoudinia, E., Rokhshad, R., Nadimi, M., & Schwendicke, F. (2022). Deep learning for caries detection: A systematic review. *Journal of Dentistry*, 122, 104115. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2022.104115>
- Mohammad-Rahimi, H., Rokhshad, R., Bencharit, S., Krois, J., & Schwendicke, F. (2023). Deep learning: A primer for dentists and dental researchers. *Journal of Dentistry*, 130, 104430. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2023.104430>
- Montagner, A. F., Kuper, N. K., Opdam, N. J. M., Bronkhorst, E. M., Cenci, M. S., & Huysmans, M.-C. D. N. J. M. (2015). Wall-lesion development in gaps: The role of the adhesive bonding material. *Journal of Dentistry*, 43(8), 1007-1012. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2015.04.007>
- Montagner, A. F., Maske, T. T., Opdam, N. J., de Soet, J. J., Cenci, M. S., & Huysmans, M.-C. (2016). Failed bonded interfaces submitted to microcosm biofilm caries development. *Journal of Dentistry*, 52, 63-69. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2016.07.007>
- Montagner, A. F., Opdam, N. J. M., Ruben, J. L., Bronkhorst, E. M., Cenci, M. S., & Huysmans, M.-C. D. N. J. M. (2016). Behavior of failed bonded interfaces under in vitro cariogenic challenge. *Dental Materials: Official Publication of the Academy of Dental Materials*, 32(5), 668-675. <https://doi.org/10.1016/j.dental.2016.02.005>
- Montagner, A. F., Sarkis-Onofre, R., Pereira-Cenci, T., & Cenci, M. S. (2014). MMP Inhibitors on Dentin Stability: A Systematic Review and Meta-analysis. *Journal of Dental Research*, 93(8), 733-743. <https://doi.org/10.1177/0022034514538046>
- Moran, M., Faria, M., Giraldi, G., Bastos, L., Oliveira, L., & Conci, A. (2021). Classification of Approximal Caries in Bitewing Radiographs Using Convolutional Neural Networks. *Sensors*, 21(15), Article 15. <https://doi.org/10.3390/s21155192>

- Morrier, J. J., Suchett-Kaye, G., Nguyen, D., Rocca, J. P., Blanc-Benon, J., & Barsotti, O. (1998). Antimicrobial activity of amalgams, alloys and their elements and phases. *Dental Materials: Official Publication of the Academy of Dental Materials*, 14(2), 150-157. [https://doi.org/10.1016/s0109-5641\(98\)00022-0](https://doi.org/10.1016/s0109-5641(98)00022-0)
- Mount, G., Tyas, M., Duke, E., Lasfargues, J., Kaleka, R., & Hume, W. (2006). A proposal for a new classification of lesions of exposed tooth surfaces. *International Dental Journal*, 56(2), 82-91. <https://doi.org/10.1111/j.1875-595X.2006.tb00078.x>
- Nedeljkovic, I., Teughels, W., De Munck, J., Van Meerbeek, B., & Van Landuyt, K. L. (2015). Is secondary caries with composites a material-based problem? *Dental Materials: Official Publication of the Academy of Dental Materials*, 31(11), e247-277. <https://doi.org/10.1016/j.dental.2015.09.001>
- Nyvad, B., & Baelum, V. (2018). Nyvad Criteria for Caries Lesion Activity and Severity Assessment: A Validated Approach for Clinical Management and Research. *Caries Research*, 52(5), 397-405. <https://doi.org/10.1159/000480522>
- Nyvad, B., Machiulskiene, V., & Baelum, V. (1999). Reliability of a new caries diagnostic system differentiating between active and inactive caries lesions. *Caries Research*, 33(4), 252-260. <https://doi.org/10.1159/000016526>
- Opdam, N. J. M., van de Sande, F. H., Bronkhorst, E., Cenci, M. S., Bottenberg, P., Pallesen, U., Gaengler, P., Lindberg, A., Huysmans, M. C. D. N. J. M., & van Dijken, J. W. (2014). Longevity of posterior composite restorations: A systematic review and meta-analysis. *Journal of Dental Research*, 93(10), 943-949. <https://doi.org/10.1177/0022034514544217>
- Osborne, J. W. (2006). Creep as a mechanism for sealing amalgams. *Operative Dentistry*, 31(2), 161-164. <https://doi.org/10.2341/05-18>

- Oztekin, F., Katar, O., Sadak, F., Yildirim, M., Cakar, H., Aydogan, M., Ozpolat, Z., Talo Yildirim, T., Yildirim, O., Faust, O., & Acharya, U. R. (2023). An Explainable Deep Learning Model to Prediction Dental Caries Using Panoramic Radiograph Images. *Diagnostics*, 13(2), Article 2. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13020226>
- P, T., C, G.-C., Mr, F., & Dt, Z. (2007). A new in vitro model to study the relationship of gap size and secondary caries. *Caries Research*, 41(6). <https://doi.org/10.1159/000107934>
- Panyarak, W., Suttapak, W., Wantanajittikul, K., Charuakkra, A., & Prapayasatok, S. (2023). Correction to: Assessment of YOLOv3 for caries detection in bitewing radiographs based on the ICCMSTM radiographic scoring system. *Clinical Oral Investigations*, 27(4), 1743-1743. <https://doi.org/10.1007/s00784-023-04865-y>
- Pitts, N. B. (1996). The use of bitewing radiographs in the management of dental caries: Scientific and practical considerations. *Dento Maxillo Facial Radiology*, 25(1), 5-16. <https://doi.org/10.1259/dmfr.25.1.9084279>
- Pitts, N. B., Boyles, J., Nugent, Z. J., Thomas, N., & Pine, C. M. (2003). The dental caries experience of 5-year-old children in England and Wales. Surveys co-ordinated by the British Association for the Study of Community Dentistry in 2001/2002. *Community Dental Health*, 20(1), 45-54.
- Pitts, N. B., Ismail, A. I., Martignon, S., Ekstrand, K., Douglas, G. V. A., & Longbottom, C. (t.y.). *ICCMSTM Guide for Practitioners and Educators*.
- Pitts, N. B., Zero, D. T., Marsh, P. D., Ekstrand, K., Weintraub, J. A., Ramos-Gomez, F., Tagami, J., Twetman, S., Tsakos, G., & Ismail, A. (2017). Dental caries. *Nature Reviews Disease Primers*, 3(1), 1-16. <https://doi.org/10.1038/nrdp.2017.30>
- Pitts, N., & Zero, D. (t.y.). *White Paper on Dental Caries Prevention and Management*.
- Pretty, I. A., & Ekstrand, K. R. (2016). Detection and monitoring of early caries lesions: A review. *European Archives of Paediatric Dentistry: Official Journal of the European*

- Academy of Paediatric Dentistry*, 17(1), 13-25. <https://doi.org/10.1007/s40368-015-0208-6>
- Rodrigues, J. A., Neuhaus, K. W., Hug, I., Stich, H., Seemann, R., & Lussi, A. (2010). In vitro detection of secondary caries associated with composite restorations on approximal surfaces using laser fluorescence. *Operative Dentistry*, 35(5), 564-571. <https://doi.org/10.2341/09-332-L>
- Rudolph, M. P., van Amerongen, J. P., Penning, C., & ten Cate, J. M. (1995). Grey discolouration and marginal fracture for the diagnosis of secondary caries in molars with occlusal amalgam restorations: An in vitro study. *Caries Research*, 29(5), 371-376. <https://doi.org/10.1159/000262095>
- Rz, T., JI, R., Jj, ten B., V, F., & Mc, H. (2007). Approximal secondary caries lesion progression, a 20-week in situ study. *Caries Research*, 41(5). <https://doi.org/10.1159/000104799>
- Sapkota, R., & Karkee, M. (2024). *Comparing YOLO11 and YOLOv8 for instance segmentation of occluded and non-occluded immature green fruits in complex orchard environment* (arXiv:2410.19869). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.19869>
- Schwendicke, F., Brouwer, F., Paris, S., & Stolpe, M. (2016). Detecting Proximal Secondary Caries Lesions: A Cost-effectiveness Analysis. *Journal of Dental Research*, 95(2), 152-159. <https://doi.org/10.1177/0022034515617937>
- Schwendicke, F., Golla, T., Dreher, M., & Krois, J. (2019). Convolutional neural networks for dental image diagnostics: A scoping review. *Journal of Dentistry*, 91, 103226. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2019.103226>
- Schwendicke, F., Kern, M., Blunck, U., Dörfer, C., Drenck, J., & Paris, S. (2014). Marginal integrity and secondary caries of selectively excavated teeth in vitro. *Journal of Dentistry*, 42(10), 1261-1268. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2014.08.002>

- Schwendicke, F., Samek, W., & Krois, J. (2020). Artificial Intelligence in Dentistry: Chances and Challenges. *Journal of Dental Research*, 99(7), 769-774. <https://doi.org/10.1177/0022034520915714>
- Schwendicke, F., Splieth, C. H., Bottenberg, P., Breschi, L., Campus, G., Doméjean, S., Ekstrand, K., Giacaman, R. A., Haak, R., Hannig, M., Hickel, R., Juric, H., Lussi, A., Machiulskiene, V., Manton, D., Jablonski-Momeni, A., Opdam, N., Paris, S., Santamaria, R., ... Banerjee, A. (2020). How to intervene in the caries process in adults: Proximal and secondary caries? An EFCD-ORCA-DGZ expert Delphi consensus statement. *Clinical Oral Investigations*, 24(9), 3315-3321. <https://doi.org/10.1007/s00784-020-03431-0>
- Schwendicke, F., Tzschoppe, M., & Paris, S. (2015). Radiographic caries detection: A systematic review and meta-analysis. *Journal of Dentistry*, 43(8), 924-933. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2015.02.009>
- Shan, T., Tay, F. R., & Gu, L. (2021). Application of Artificial Intelligence in Dentistry. *Journal of Dental Research*, 100(3), 232-244. <https://doi.org/10.1177/0022034520969115>
- Sharma, A., Kumar, V., & Longchamps, L. (2024). *Comparative Performance of YOLOv8, YOLOv9, YOLOv10 and Faster R-CNN Models for Detection of Multiple Weed Species* (SSRN Scholarly Paper 4941581). <https://doi.org/10.2139/ssrn.4941581>
- Signori, C., Gimenez, T., Mendes, F. M., Huysmans, M.-C. D. N. J. M., Opdam, N. J. M., & Cenci, M. S. (2018). Clinical relevance of studies on the visual and radiographic methods for detecting secondary caries lesions – A systematic review. *Journal of Dentistry*, 75, 22-33. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2018.05.018>
- Singh, P., & Sehgal, P. (2021). G.V Black dental caries classification and preparation technique using optimal CNN-LSTM classifier. *Multimedia Tools and Applications*, 80(4), 5255-5272. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-09891-6>

- Stolfo Uehara, J. L., Signori, C., Digmayer Romero, V. H., Mendes, F. M., Cenci, M. S., & CaCIA collaborative group. (2022). Accuracy of Two Visual Criteria for the Assessment of Caries around Restorations: A Delayed-Type Cross-Sectional Study. *Caries Research*, 57(1), 12-20. <https://doi.org/10.1159/000528730>
- Sulkala, M., Wahlgren, J., Larmas, M., Sorsa, T., Teronen, O., Salo, T., & Tjäderhane, L. (2001). The effects of MMP inhibitors on human salivary MMP activity and caries progression in rats. *Journal of Dental Research*, 80(6), 1545-1549. <https://doi.org/10.1177/00220345010800061301>
- Sun, C., Shrivastava, A., Singh, S., & Gupta, A. (2017). *Revisiting Unreasonable Effectiveness of Data in Deep Learning Era* (arXiv:1707.02968). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.02968>
- Svanberg, M., Mjör, I. A., & Orstavik, D. (1990). Mutans streptococci in plaque from margins of amalgam, composite, and glass-ionomer restorations. *Journal of Dental Research*, 69(3), 861-864. <https://doi.org/10.1177/00220345900690030601>
- Takahashi, N. (2005). Microbial ecosystem in the oral cavity: Metabolic diversity in an ecological niche and its relationship with oral diseases. *International Congress Series*, 1284, 103-112. <https://doi.org/10.1016/j.ics.2005.06.071>
- Takahashi, N., & Nyvad, B. (2016). Ecological Hypothesis of Dentin and Root Caries. *Caries Research*, 50(4), 422-431. <https://doi.org/10.1159/000447309>
- Tellez, M., Gomez, J., Kaur, S., Pretty, I. A., Ellwood, R., & Ismail, A. I. (2013). Non-surgical management methods of noncavitated carious lesions. *Community Dentistry and Oral Epidemiology*, 41(1), 79-96. <https://doi.org/10.1111/cdoe.12028>
- ten Cate, J. M., & Featherstone, J. D. (1991). Mechanistic aspects of the interactions between fluoride and dental enamel. *Critical Reviews in Oral Biology and Medicine: An Official*

- Publication of the American Association of Oral Biologists*, 2(3), 283-296.
<https://doi.org/10.1177/10454411910020030101>
- Timm Maske, T. (2018). *Secondary caries & local factors related to its development*.
<https://repository.ubn.ru.nl/handle/2066/191607>
- Tjäderhane, L., Buzalaf, M. A. R., Carrilho, M., & Chaussain, C. (2015). Matrix metalloproteinases and other matrix proteinases in relation to cariology: The era of “dentin degradomics”. *Caries Research*, 49(3), 193-208.
<https://doi.org/10.1159/000363582>
- Turkistani, A., Nakashima, S., Shimada, Y., Tagami, J., & Sadr, A. (2015). Microgaps and Demineralization Progress around Composite Restorations. *Journal of Dental Research*, 94(8), 1070-1077. <https://doi.org/10.1177/0022034515589713>
- van de Sande, F. H., Opdam, N. J. M., Truin, G. J., Bronkhorst, E. M., de Soet, J. J., Cenci, M. S., & Huysmans, M.-C. (2014). The influence of different restorative materials on secondary caries development in situ. *Journal of Dentistry*, 42(9), 1171-1177.
<https://doi.org/10.1016/j.jdent.2014.07.003>
- Vimalarani, G., & Ramachandraiah, U. (2022). Automatic diagnosis and detection of dental caries in bitewing radiographs using pervasive deep gradient based LeNet classifier model. *Microprocessors and Microsystems*, 94, 104654.
<https://doi.org/10.1016/j.micpro.2022.104654>
- Visse, R., & Nagase, H. (2003). Matrix metalloproteinases and tissue inhibitors of metalloproteinases: Structure, function, and biochemistry. *Circulation Research*, 92(8), 827-839. <https://doi.org/10.1161/01.RES.0000070112.80711.3D>
- Wang, Z., Shen, Y., & Haapasalo, M. (2014). Dental materials with antibiofilm properties. *Dental Materials: Official Publication of the Academy of Dental Materials*, 30(2), e1-16. <https://doi.org/10.1016/j.dental.2013.12.001>

- Wenzel, A. (2004). Bitewing and digital bitewing radiography for detection of caries lesions. *Journal of Dental Research*, 83 Spec No C, C72-75. <https://doi.org/10.1177/154405910408301s14>
- Young, D. A., & Featherstone, J. D. B. (2013). Caries management by risk assessment. *Community Dentistry and Oral Epidemiology*, 41(1), e53-63. <https://doi.org/10.1111/cdoe.12031>
- Young, D. A., Nový, B. B., Zeller, G. G., Hale, R., Hart, T. C., Truelove, E. L., Ekstrand, K. R., Featherstone, J. D. B., Fontana, M., Ismail, A., Kuehne, J., Longbottom, C., Pitts, N., Sarrett, D. C., Wright, T., Mark, A. M., & Beltran-Aguilar, E. (2015). The American Dental Association Caries Classification System for Clinical Practice: A report of the American Dental Association Council on Scientific Affairs. *The Journal of the American Dental Association*, 146(2), 79-86. <https://doi.org/10.1016/j.adaj.2014.11.018>
- Zanini, L. G. K., Rubira-Bullen, I. R. F., & Nunes, F. de L. dos S. (2024). A Systematic Review on Caries Detection, Classification, and Segmentation from X-Ray Images: Methods, Datasets, Evaluation, and Open Opportunities. *Journal of Imaging Informatics in Medicine*, 37(4), 1824-1845. <https://doi.org/10.1007/s10278-024-01054-5>
- Zero, D. T. (1999). Dental caries process. *Dental Clinics of North America*, 43(4), 635-664.
- Zhu, H., Cao, Z., Lian, L., Ye, G., Gao, H., & Wu, J. (2023). CariesNet: A deep learning approach for segmentation of multi-stage caries lesion from oral panoramic X-ray image. *Neural Computing and Applications*, 35(22), 16051-16059. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06684-2>