

T.C.
İNÖNÜ ÜNİVERSİTESİ
DİŞ HEKİMLİĞİ FAKÜLTESİ DEKANLIĞI



**KONİK IŞINLI BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ
GÖRÜNTÜLERİNDE VERTEBROBAZİLER ARTER
KALSİFİKASYONU OLAN HASTALARIN ÜÇ BOYUTLU
SEGMENTASYONU**

Kardelen DEMİREZER

Ağız, Diş ve Çene Radyolojisi Anabilim Dalı

**Tez Danışmanı
Prof. Dr. Oğuzhan ALTUN**

Uzmanlık Tezi - 2026

T.C.
İNÖNÜ ÜNİVERSİTESİ
DİŞ HEKİMLİĞİ FAKÜLTESİ DEKANLIĞI

KONİK IŞINLI BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİNDE
VERTEBROBAZİLER ARTER KALSİFİKASYONU OLAN HASTALARIN ÜÇ
BOYUTLU SEGMENTASYONU

Kardelen DEMİREZER

Ağız, Diş ve Çene Radyolojisi Anabilim Dalı

Uzmanlık Tezi

Tez Danışmanı
Prof. Dr. Oğuzhan ALTUN

MALATYA

2026

T.C.
İNÖNÜ ÜNİVERSİTESİ
Diş Hekimliği Fakültesi

ETİK BEYANI

İnönü Üniversitesi Tez Yazım Kuralları'na uygun olarak Prof. Dr. Oğuzhan ALTUN danışmanlığında hazırlayıp sunduğum “Konik Işınlı Bilgisayarlı Tomografi Görüntülerinde Vertebro baziler Arter Kalsifikasyonu Olan Hastaların Üç Boyutlu Segmentasyonu” başlıklı Uzmanlık tezim içinde elde ettiğim verileri, bilgileri, belgeleri akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu, tezimde yararlandığım eserlere bilimsel kurallara uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi, tezimin özgün olduğunu, tezimin çalışma ve yazımında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim...../..../2026

Kardelen DEMİREZER

İÇİNDEKİLER

ÖZET	x
ABSTRACT	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xv
TABLolar DİZİNİ	xviii
1.GİRİŞ	1
2.GENEL BİLGİLER	2
2.1. Vertebra Anatomisi	2
2.2. Vertebrobaziler Arter Dolaşımı	3
2.3. Arter Kalsifikasyonu	7
2.4. Bilgisayarlı Tomografi ve Manyetik Rezonans Görüntülemede Kalsifikasyon	8
2.5. Konik Işınlı Bilgisayarlı Tomografi.....	10
2.5.1. Tarihsel Gelişim.....	10
2.5.2. Tanım ve Temel Çalışma Prensipleri	11
2.5.3. KIBT Sistem Bileşenleri	12
2.5.4. Veri Toplama ve Rekonstrüksiyon	13
2.5.5. Görüntüleme Parametreleri	13
2.5.6. KIBT’de artefaktlar	15
2.5.6.1. Işın Sertleşmesi (Beam Hardening)	16
2.5.6.2. Metal Artefaktı	17
2.5.6.3. Hareket Artefaktı.....	17
2.5.6.4. Saçılma (scatter) ve Gürültü	17
2.5.6.5. Parsiyel Hacim Etkisi.....	17
2.5.6.6. Konik Işın Etkisi	18
2.5.6.7. Artefakt Azaltma Yaklaşımları	18
2.5.7. Gri Değerler ve Hounsfield Unit.....	18
2.5.8. Radyasyon Dozu ve Radyasyon Koruma.....	18
2.5.9. KIBT’nin Güçlü Yönleri ve Sınırlılıkları.....	19
2.6. Yapay Zekâ	19
2.6.1. Makine Öğrenimi	21
2.6.2. Derin Öğrenme.....	23

2.6.3. Evriřimli Sinir Ađı Modelleri	24
2.6.3.1. LeNet.....	24
2.6.3.2. AlexNet	25
2.6.3.3. ZFNet	25
2.6.3.4. GoogleNet/Inception(Inception V1)	26
2.6.3.5. VGGNet	27
2.6.3.6. ResNet.....	27
2.6.3.7. R-CNN, Mask R-CNN, Fast R-CNN ve Faster R-CNN Modelleri	28
2.6.3.8. YOLO (You Only Look Once)	29
2.6.3.9. U-Net.....	29
2.6.3.10. nnU-Net (Neural Network U-Net)	30
2.6.4. Segmentasyon	31
2.6.4.1. Segmentasyon Teknikleri.....	31
2.6.5. Derin Öğrenme Kütüphaneleri.....	32
2.7. Diř Hekimliğinde YZ Kullanımı.....	34
2.7.1. Oral Diagnoz ve Radyoloji	35
2.7.2. Ađız, Diř ve Çene Cerrahisi.....	36
2.7.3. Restoratif Diř Hekimliği	36
2.7.4. Endodonti	36
2.7.5. Ortodonti	37
2.7.6. Periodontoloji.....	38
2.7.7. Protetik Diř Hekimliği	38
2.7.8. Pediatrik Diř Hekimliği	38
3. MATERYAL VE METOD.....	40
3.1. Veri Toplama ve Hasta Demografisi	40
3.1.1. Dahil Etme Kriterleri	40
3.1.2. Dıřlama Kriterleri	41
3.2. Veri Seti Özellikleri ve Teknik Özellikler	42
3.2.1. Mekânsal Çözünürlük Özellikleri	44
3.2.2. Ařırı Sınıf Dengesizliği Sorunu	44
3.2.3. Yama (Patch) Çıkarma ve Örnekleme Stratejisi	45
3.2.4. Eğitim-Test Ayrımı ve Doğrulama Stratejisi	45
3.3. Ađ Mimarisi	45
3.4. Geliřtirilmiř Kodlayıcı Mimarisi	46

3.5. Gelişmiş Dikkat (Attention) Mekanizmaları.....	46
3.6. Küçük Nesne Tespitine Yönelik Bileşenler	48
3.6.1. SmallObjectAttention3D Modülü	48
3.7. Çok Ölçekli Bağlam Birleştirme.....	48
3.7.1. PyramidPooling3D Modülü	48
3.8. Eğitim Metodolojisi ve Optimizasyon Stratejisi	49
3.8.1. Eğitim Yapılandırması ve Model Kurulumu	49
3.8.2. Gelişmiş Veri Artırma (Data Augmentation) Stratejisi	50
3.8.3. Çok Bileşenli Kayıp Fonksiyonu (Loss Function) Uygulaması	50
3.8.4. Aşamalı (Progressive) Eğitim Stratejisi	51
3.8.5. Optimizasyon ve Düzenleştirme (Regularization).....	51
3.8.6. Eğitim Döngüsü (Training Loop) ve İzleme (Monitoring).....	52
3.9. Donanım ve Hesaplama Gereksinimleri	52
3.10. Değerlendirme Metrikleri ve Performans Analizi	53
3.10.1. Kapsamlı Metrik Çerçevesi (Comprehensive Metric Framework).....	53
3.10.2. Değerlendirme Sistemi ve Metrik Yapısı.....	53
3.10.3. Temel Segmentasyon Metrikleri	53
3.10.4. Geometrik Mesafe Ölçütleri.....	55
3.10.5. Küçük Nesne Tespiti Değerlendirmesi	56
3.10.6. Klinik Değerlendirme Çerçevesi.....	56
3.10.7. İstatistiksel ve Hacimsel Analiz	57
3.11. Uygulama Ayrıntıları ve Donanım Yapılandırması.....	57
3.11.1. Yazılım Ortamı	57
3.11.2. Donanım Yapılandırması	58
3.11.3. Yama Tabanlı İşleme Stratejisi	58
4. SONUÇLAR	59
4.1. Modelin Gelişim Süreci	59
4.2. Model Evrimi ve Performans Karşılaştırması.....	59
4.3. Nihai Performans Değerlendirmesi.....	61
4.4. Tespit Kalitesi ve Boyuta Dayalı Analiz.....	61
4.5. Performans Dağılımı ve İstatistiksel Analiz	62
4.5.1. Dağılım Analizi Sonuçları	63
4.6. Boyuta Dayalı Performans Üstünlüğü	63
4.7. Ayrıntılı İstatistiksel Karakterizasyon	64

4.7.1. Dice Skoru Dağılımı	64
4.8. Performans Korelasyon Analizi	65
4.9. Boyuta Göre Ayrıştırılmış Kutu Grafik (Box Plot) Analizi.....	65
4.10. Nitel (Kalitatif) Değerlendirme ve Görsel Doğrulama	66
4.10.1. Çok Düzlemlı Anatomik Analiz	66
4.10.2. Profesyonel 3B Hacimsel Görselleştirme Analizi	68
4.10.3. Klinik Düzeyde Tıbbi Görselleştirme	69
4.10.4. Tahmin Edilen VBAK Entegrasyonu	69
4.10.5. Zorlayıcı Vaka Analizi.....	71
5. TARTIŞMA	73
6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	82
KAYNAKLAR	83

TEŞEKKÜR

Uzmanlık eğitimim ve tez çalışmam süresince bilimsel bakış açısı, yol gösterici önerileri ve yapıcı eleştirileriyle sürecin her aşamasında katkı sağlayan danışman hocam Prof. Dr. Oğuzhan Altun'a içten teşekkürlerimi sunarım.

Mesleki gelişimime önemli katkılarda bulunan, akademik disiplini ve bilgi birikimiyle bana örnek olan değerli hocam Prof. Dr. Numan Dedeoğlu'na saygı ve teşekkürlerimi ifade ederim.

Uzmanlık eğitimim boyunca desteğini her zaman hissettiren, akademik ve mesleki yaklaşımıyla ufkumu genişleten, gerektiğinde yol gösterici, gerektiğinde teşvik edici tutumuyla sürece katkı sunan Prof. Dr. Şuayip Burak Duman'a teşekkür ederim.

Tez sürecimde ve diğer çalışmalarında yardımını hiçbir zaman esirgemeyen; önerileri, emeği ve desteğiyle büyük katkı sağlayan Dr. Öğr. Üyesi Duygu Çelik Özen'e ayrıca çok teşekkür ederim.

Birlikte çalışmaktan keyif duyduğum sevgili tüm asistan arkadaşlarıma,

Bir aile gibi olduğumuz Ağız, Diş ve Çene Radyolojisi Anabilim Dalı'nın tüm personellerine,

Beni yetiştirip bu günlere getiren, başarı ve mutluluğum için hiçbir desteği esirgemeyen aileme çok teşekkür ederim.

ÖZET

Konik Işınlı Bilgisayarlı Tomografi Görüntülerinde Vertebrobaziler Arter Kalsifikasyonu Olan Hastaların Üç Boyutlu Segmentasyonu

Amaç: VBAK'nin değerlendirilmesi, serebrovasküler olay riskinin belirlenmesinde kritik öneme sahiptir; ancak manuel segmentasyon zaman alıcıdır ve gözlemciler arası değişkenliğe açıktır. Bu nedenle küçük vasküler yapıların tespiti için optimize edilmiş yeni bir derin öğrenme modeli geliştirmeyi amaçladık.

Materyal Metod: Fokal dikkat mekanizmaları, küçük nesne tespit modülleri ve bağlam birleştirme için piramit havuzlama (pyramid pooling) içeren bir 3D U-Net mimarisi olan ImprovedVertebroV5 tasarlandı. Model, vertebrobaziler değerlendirmeye tabi tutulan hastalardan elde edilen KIBT klinik veri seti üzerinde eğitildi ve değerlendirildi. Çalışmada toplam 101 KIBT görüntüsü analiz edildi.

Bulgular: V5 modelimiz, 20 test hastasında ortalama Dice skoru 0.7312 ± 0.1842 , IoU değeri ise 0.6230 elde etti; bu, önceki modellere göre %31.7'lik bir iyileşmeyi temsil etmektedir. Tespit başarı oranı %100 (20/20 hasta) olarak belirlendi. Ortalama çıkarım (inference) süresi 372.2 ms idi. Ayrıca kesinlik (precision) 0.8460 ± 0.1347 , duyarlılık (recall) 0.7890 ± 0.2526 , özgüllük (specificity) 0.9997 ± 0.0003 ve AUC 0.8737 olarak bulundu.

Sonuç: Önerilen mimari küçük nesneye optimize edilmiş olup, vertebrobaziler arter segmentasyonunda en son teknoloji düzeyinde (state-of-the-art) performans göstermektedir ve tanısal bir yardımcı araç olarak klinik kullanım potansiyeli taşımaktadır.

Anahtar Kelimeler: 3B Segmentasyon, Derin Öğrenme, Konik Işınlı Bilgisayarlı Tomografi, Serebrovasküler Olay, Vertebrobaziler Arter Kalsifikasyonu, Yapay Zekâ

ABSTRACT

Three Dimensional Segmentation of Patients with Vertebrobasilar Artery Calcification Using Cone Beam Computed Tomography

Aim: VBAC assessment is crucial for stroke risk evaluation, but manual segmentation is time-consuming and subject to inter-observer variability. We developed a novel deep learning model specifically optimized for small vascular structure detection.

Material and Methods: We designed ImprovedVertebroV5, a 3D U-Net architecture incorporating focal attention mechanisms, small object detection modules, and pyramid pooling for context aggregation. The model was trained and evaluated on a clinical dataset of CBCT scans from patients undergoing vertebrobasilar evaluation.

Results: Our V5 model achieved a mean Dice score of 0.7312 ± 0.1842 and an IoU value of 0.6230 across 20 test patients; this represents a 31.7% improvement compared to previous models. The detection success rate was determined to be 100% (20/20 patients). The average inference time was 372.2 ms. In addition, precision was 0.8460 ± 0.1347 , recall was 0.7890 ± 0.2526 , specificity was 0.9997 ± 0.0003 , and AUC was 0.8737.

Conclusions: The proposed small object-optimized architecture demonstrates state-of-the-art performance for vertebrobasilar artery segmentation, with potential for clinical deployment as a diagnostic aid.

Keywords: 3D Segmentation, Artificial Intelligence, Cerebrovascular Event, Cone Beam Computed Tomography, Deep Learning, Vertebrobasilar Artery Calcification

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

°	:Derece
±	:Artı/eksi
≥	:Büyük-eşit
×	:Çarpım (kat)
%	:Yüzde
σ	:Standart sapma
kVp	:kilovolt peak
mA	:Miliamper
mA _s	:Miliamper-saniye
ms	:Milisaniye
s	:Saniye
2B	:İki boyutlu
3B	:Üç boyutlu
AAE	:American Association of Endodontists
AAOMR	:American Academy of Oral and Maxillofacial Radiology
AICA	:Anterior inferior serebellar arter
ANN	:Artificial Neural Network (Yapay Sinir Ağı)
ASD	:Average Surface Distance (Ortalama yüzey mesafesi)
AUC	:Area Under the Curve
BT	:Bilgisayarlı Tomografi
CAD	:Bilgisayar destekli tasarım
CNN	:Convolutional Neural Network (Evrışimli Sinir Ağı)
CUDA	: Compute Unified Device Architecture

cuDNN	: CUDA Deep Neural Network (kütüphanesi)
DICOM	: Digital Imaging and Communications in Medicine
Dice	:Dice benzerlik katsayısı
FN	:False Negative (Yanlış negatif)
FOV	:Field of View (Görüntüleme alanı)
FP	:False Positive (Yanlış pozitif)
GPU	:Graphics Processing Unit
HU	:Hounsfield Unit
IoU	:Intersection over Union
KIBT	:Konik Işınlı Bilgisayarlı Tomografi
MIP	:Maximum Intensity Projection (Maksimum yoğunluk projeksiyonu)
MPR	:Multiplanar Reconstruction (Çok düzlemlı rekonstrüksiyon)
MRG	:Manyetik Rezonans Görüntüleme
NIfTI	:Neuroimaging Informatics Technology Initiative
nnU-Net	: Neural Network U-Net
P.Comm.A	: Posterior komünikan arter
PCA	:Posterior serebral arter
PICA	:Posterior inferior serebellar arter
ROC	:Receiver Operating Characteristic
ROI	:Region of Interest (İlgi alanı)
SCA	:Superior serebellar arter
SWI	:Susceptibility Weighted Imaging (Duyarlılık Ağırlıklı Görüntüleme)
SVM	:Support Vector Machine (Destek Vektör Makinesi)
TN	:True Negative (Doğru negatif)

TP	:True Positive (Doğru pozitif)
U-Net	:U-şekilli evrişimli sinir ağı mimarisi
V1–V4	: Vertebral arter segmentleri
VBAK	:Vertebrobaziler Arter Kalsifikasyonu
VR	: Volume Rendering (Hacim görüntüleme)
VRAM	: Video Random Access Memory
YOLO	: You Only Look Once
YZ	: Yapay Zekâ



ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil No	Sayfa No
Şekil 2.1. Yetişkin bir bireyde eklemleşmiş omurga ön, arka ve yanal görünüm [9] ..	3
Şekil 2.2. VA(R):Sağ vertebral arter; VA(L):Sol vertebral arter; BA:Baziler arter; AICA: Anterior inferior serebellar arter; LA:Labirent arteri; SCA:Superior serebellar arter; PCA: Posterior serebral arter; P.Comm.A:Posterior komünikan arter; ICA(R):Sağ internal karotis arter; ICA(L):Sol internal karotis arter [14]	4
Şekil 2.3. Boyundaki vertebral arterin anatomik pozisyonunu ve dallanmasını gösteren çizim [18]	5
Şekil 2.4. Willis Çemberi [22]	6
Şekil 2.5. A) Baziler arter düzeyinde kalsifikasyonun aksiyal KIBT görüntüsü, B) Bilateral vertebral arter düzeyinde kalsifikasyonun aksiyal KIBT görüntüsü .	8
Şekil 2.6. A) Aksiyel BT kesitinde bilateral koroid pleksus (ok başları), pineal bez (ok) ve habenular kalsifikasyonlar (kesikli ok) görülmektedir, B) Bilateral bazal ganglionlarda kalsifikasyonlar izlenmektedir, C) Falx cerebri'de (beyin tırnağı) ön–arka eksen boyunca kalsifikasyon mevcuttur, D) Tentorium cerebelli boyunca kalsifikasyonlar izlenmektedir, E) Bilateral petroklinoid bağlarda (oklarla gösterilmiş) kalsifikasyonlar bulunmaktadır, F) Sturge Weber sendromuna özgü giriform (kıvrımsal) kalsifikasyonlar [35]	10
Şekil 2.7. Temel KIBT tarama prensibi, bir x-ışını tüpü ve görüntü dedektörü ile gantrinin döndürülmesini içerir [40]	12
Şekil 2.8. VBAK olan bir hastanın KIBT görüntüleri A) Sagital kesit, B) Koronal kesit	15
Şekil 2.9. Artefaktların Sınıflandırılması [56]	16
Şekil 2.10. Yapay Zeka, Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme arasındaki ilişki ve kavramlar [66]	20
Şekil 2.11. a) Siyah kutu (Black Box) yapısında bir modelin girdiyi doğrudan sınıflandırması, (b) Isı haritası (heatmap) ile modelin karar mekanizmasında etkili olan bölgelerin görselleştirilmesi [72]	22
Şekil 2.12. Yapay Zeka sistemlerinin temel unsurları [72]	22
Şekil 2.13. Yapay Sinir Ağları (ANN) [80]	23

Şekil 2.14. Evrişimli Sinir Ağı (CNN) Mimarisi [81]	24
Şekil 2.15. YZ'nin gelişimindeki kilometre taşları. Makine Öğrenimi, verilerdeki içsel istatistiksel örüntülerin ve yapıların temsilini (öğrenilmesini) içerir ve bu da görünmeyen veriler için tahminler yapılmasını sağlar. Derin öğrenme, görüntü veya dil gibi karmaşık verilerdeki örüntü ve özellikleri öğrenmek için çok katmanlı (derin) sinir ağlarını kullanan bir Makine Öğrenimi yöntemidir [66]	24
Şekil 2.16. LeNet evrişimli sinir ağı mimarisi [82]	25
Şekil 2.17. AlexNet evrişimli sinir ağı mimarisi [82]	25
Şekil 2.18. ZFNet evrişimli sinir ağı mimarisi [82]	26
Şekil 2.19. GoogleNet evrişimli sinir ağı mimarisi [82]	26
Şekil 2.20. VGGNet evrişimli sinir ağı mimarisi [82]	27
Şekil 2.21. ResNet evrişimli sinir ağı mimarisi [82]	27
Şekil 2.22. YOLO versiyonlarının zaman çizelgesi [90].....	29
Şekil 2.23. U-Net evrişimli sinir ağı mimarisi [92]	30
Şekil 2.24. nnU-Net evrişimli sinir ağı mimarisi [94].....	31
Şekil 2.25. Çeşitli uygulama seviyelerinde katmanlaşan en popüler derin öğrenme çerçeveleri ve kütüphaneleri [99]	34
Şekil 2.26. YZ'nin hiyerarşisine ve başlıca dış hekimliği uygulamalarına genel bakış. CAD/CAM, bilgisayar destekli tasarım/bilgisayar destekli üretim [105].....	35
Şekil 3.1. A ve B; VBAK olan bir hastanın aksiyal KIBT görüntüleri	41
Şekil 3.2. 3D Slicer programında VBAK'nin etiketlenmesi	42
Şekil 3.3. A)874 slice, B)273 slice olan hastalara ait ardışık aksiyel kesit görüntüleri .	44
Şekil 3.4. ImprovedVertebroV5 model mimarisinin genel görünümü	46
Şekil 3.5. ConvBlock mimarisinin şematik gösterimi	46
Şekil 3.6. FocalAttention3D modülünün çok ölçekli özellik çıkarım mimarisi	47
Şekil 3.7. Küçük nesne tespiti için geliştirilen bileşenler.	48
Şekil 3.8. PyramidPooling3D modülünün çok ölçekli bağlam birleştirme yapısı.....	49
Şekil 4.1. Model evrimi süreci boyunca mimari iyileştirmeler ve performans değişimi	59
Şekil 4.2. V5 modeline ait geliştirilmiş değerlendirme sistemi arayüzü.	60
Şekil 4.3. Modelin örtüşme oranı ve tespit başarımı açısından ayrıntılı dağılım analizi	62
Şekil 4.4. V5 modelinin performansını çok boyutlu analitik düzlemlerde kapsamlı bir istatistiksel karakterizasyonu.....	64
Şekil 4.5. V5 Model Performansının Çok Düzlemli Anatomik Analizi.....	67

Şekil 4.6. Kapsamlı 3B Hacimsel Görselleştirme Analizi.....	68
Şekil 4.7. Klinik Uygulama Hazırlığı için Kemik Bağlam Entegrasyonuna Sahip Klinik Düzeyde 3B Görselleştirme	69
Şekil 4.8. Tahmin Edilen VBAK Entegrasyonu	70
Şekil 4.9. Zorlayıcı Vaka Performans Analizi.....	72



TABLÖLAR DİZİNİ

Tablo No	Sayfa No
Tablo 3.1. VBAK Veri Seti Özellikleri.....	43
Tablo 4.1. Model Evrimi ve Performans Analizi	59
Tablo 4.2. V5 Modelinin Kapsamlı Performans Sonuçları.....	61
Tablo 4.3. Tespit Kalitesi ve Boyuta Dayalı Performans Analizi.....	61
Tablo 4.4. Boyuta Göre Ayrıştırılmış Kutu Grafik (Box Plot) Analizi	65



1.GİRİŞ

Konik Işınlı Bilgisayarlı Tomografi (KIBT), dental ve maksillofasiyal alanda anatomik yapıların üç boyutlu olarak görüntülenmesini sağlayan, invaziv olmayan bir görüntüleme yöntemidir. Yüksek mekansal çözünürlük ve düşük radyasyon dozu gibi avantajları sayesinde, son yıllarda dental görüntüleme alanında önemli bir yer edinmiştir. KIBT, tanısal doğruluğun artırılmasına katkı sağlayarak hekime klinik karar süreçlerinde detaylı anatomik bilgiler sunar. Bu yönüyle cerrahi planlamadan tanı süreçlerine kadar geniş bir uygulama alanına sahiptir. Ancak KIBT'nin etkinliği, elde edilen görüntülerdeki anatomik yapıların doğru ve net bir şekilde tanımlanmasına bağlıdır. Bu nedenle, KIBT'nin doğru kullanımı ve yorumlanması, dental ve maksillofasiyal radyolojide doğru teşhis ve başarılı tedavi planlaması açısından büyük önem taşımaktadır [1].

Posterior dolaşım olarak da adlandırılan vertebrobaziler sistem, serebral hemisferlerin arka bölgelerine kan sağlayan kritik bir vasküler ağıdır. Temel beslenme alanlarını oksipital loblar, temporal lobların posterior kısımları, serebellum ve beyin sapı oluşturur. Dolaşım; iki vertebral arterin birleşmesiyle oluşan baziler arter ve bunların intrakraniyal dallarından meydana gelir. Söz konusu damar yapıları, beyin sapı ve serebellumun yanı sıra medial ve posterolateral talamus ile oksipital lobları; ayrıca bazı durumlarda medial temporal ve parietal lobların belirli bölgelerini perfüze eder [2, 3].

İntrakraniyal Vertebrobaziler Arter Kalsifikasyonu (VBAK), yaşlı bireylerde ve önceki serebrovasküler olay öyküsü bulunan hastalarda sık izlenir; aterosklerotik plağın ileri evre bileşeni olarak çeşitli arter yataklarındaki iskemiye bağlı vasküler olaylarla ilişkili bulunmuş olup, eşlik eden aterosklerozun göstergesi olarak serebrovasküler olay riskini artırmaktadır [4, 5].

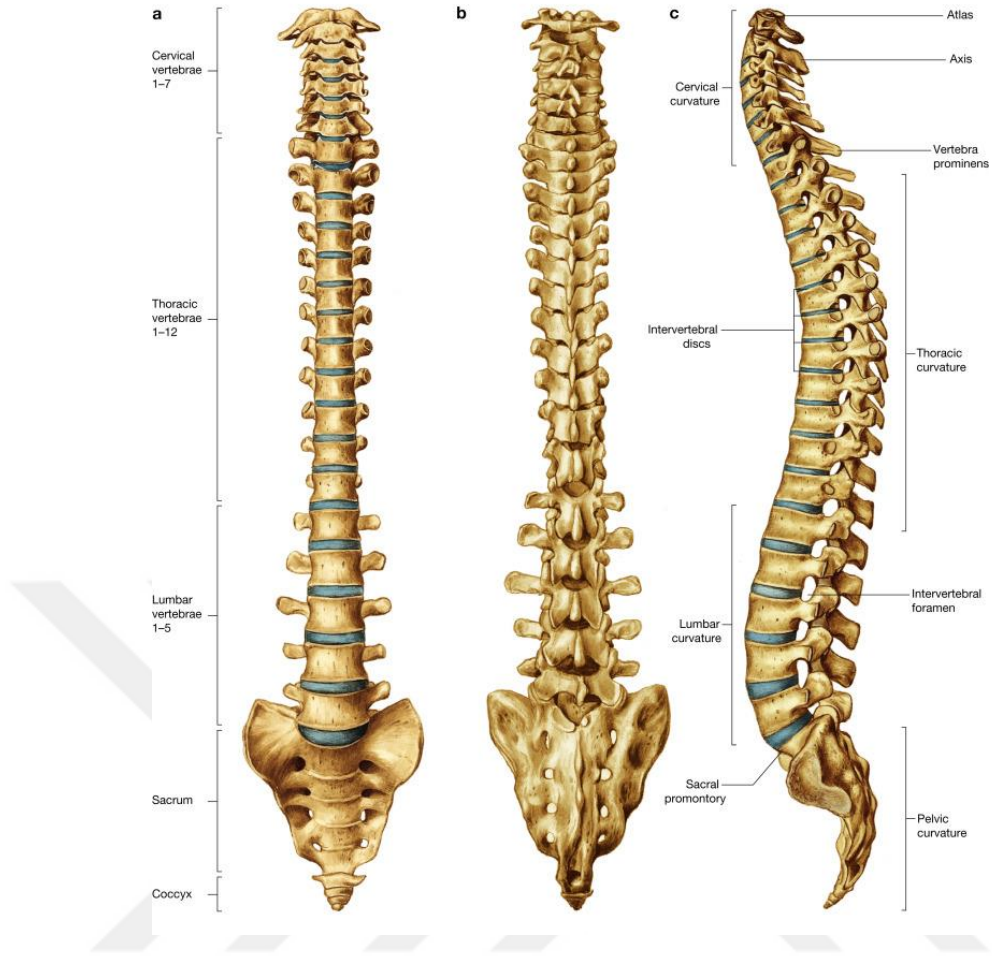
Çalışmanın temel amacı, KIBT görüntülerinde VBAK'nin otomatik segmentasyonunu gerçekleştiren ImprovedVertebroV5 modelinin performansını değerlendirmektir. Bu kapsamda test edilen hipotez şudur: ImprovedVertebroV5 modeli, KIBT görüntülerinde VBAK'yi yüksek doğrulukla otomatik olarak segmente edebilir.

2.GENEL BİLGİLER

2.1. Vertebra Anatomisi

Vertebra, intervertebral disklerle birlikte vertebral kolonu oluşturur. Omurga yani columna vertebralis, aksiyel iskeletin subkraniyal kesimini oluşturan 33 vertebra ve bunlara eşlik eden ligament, fasya ile kaslardan meydana gelen segmental bir birleşik yapıdır. Omurga; omuriliği ve dallanan spinal sinirleri korumanın yanı sıra, göğüs ve karın boşluklarına yapısal destek sağlayarak esneklik ve hareket kabiliyeti kazandırmak gibi hayati işlevleri üstlenir. İntervertebral diskler ise bu hareketliliği mümkün kılarken aynı zamanda vertebral kolona binen yükün dengeli biçimde dağılmasını sağlayarak omurganın stabilitesinden ödün verilmemesine katkıda bulunur. Morfolojik özellikler ve eğrilikler dikkate alındığında beş ana bölgeye ayrılır: servikal (boyun), torasik (göğüs), lumbar (bel), sakral ve koksigeal (kuyruk sokumu). Servikal bölge yedi adet (C1–C7), torasik bölge on iki adet (T1–T12), lumbar bölge ise beş adet (L1–L5) vertebradan oluşur. Sakrum ve koksiks fonksiyonel olarak hareketsiz, kaynaşmış vertebral yapılardır. Sakrumda beş, koksikte dört kaynaşmış vertebra bulunur. Her bölgenin vertebra morfolojisi benzerlikler gösterse de; eklem yüzeyi oryantasyonu, disk kalınlığı ve ligamentöz yapının esnekliği bakımından farklılıklar arz eder. Bu farklılıklar, vertebral sütunun S şeklindeki fizyolojik eğriliklerini oluşturur [6, 7].

Servikal vertebral kolon yedi vertebradan (C1–C7) oluşur ve iki ana segmente ayrılır. En üst konumdaki atlas (C1) ile aksis (C2) vertebraları, oksiputla birlikte kraniyoservikal kavşağı oluştururken; C3–C7 arasındaki beş vertebra ise subaksiyel omurga olarak adlandırılır. Servikal vertebranın işlevleri arasında omuriliğin korunması, beyne kan akışının sağlanması, kafatasının ağırlığını ve baş ve boyun hareketini desteklemesi yer alır [6, 8] (Şekil 2.1).



Şekil 2.1. Yetişkin bir bireyde eklemleşmiş omurga ön, arka ve yanıl görünümül [9]

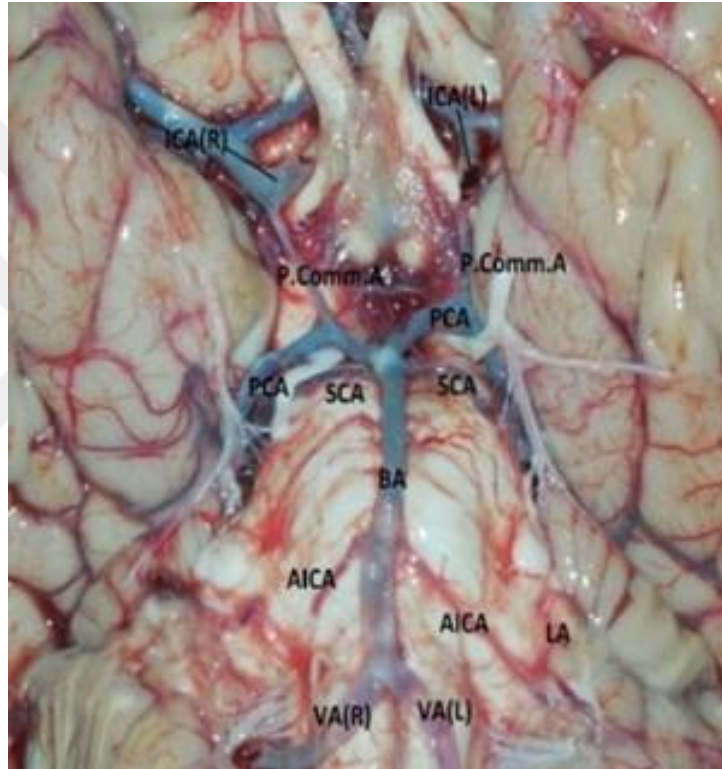
2.2. Vertebrobaziler Arter Dolaşımı

Vertebral arterlerin intrakranial kısımları, baziler arter ve dalları birlikte vertebrobaziler sistemi oluşturur. Vertebrobaziler sistem, omuriliğe, beyin sapına, serebelluma, temporal lobun alt kısmına ve serebrumun oksipital lobunun lateral ve medial kısımlarına arteriyel kan sağlayan bir yapıdır [10].

Posterior dolaşım olarak da adlandırılan vertebrobaziler sistem, serebral hemisferlerin arka bölgelerine kan sağlayan kritik bir vasküler ağıdır. Bu sistemin temel beslenme alanlarını oksipital loblar, temporal lobların posterior kısımları, serebellum ve beyin sapı oluşturur. Dolaşım; iki vertebral arterin birleşmesiyle oluşan baziler arter ve bunların intrakraniyal dallarından meydana gelir. Söz konusu damar yapıları, beyin sapı ve serebellumun yanı sıra medial ve posterolateral talamus ile oksipital lobları; ayrıca bazı durumlarda medial temporal ve parietal lobların belirli bölgelerini perfüze eder [2, 3]. Posterior dolaşımın bir göstergesi sayılan vertebrobaziler arterlerdeki aterosklerozla

ilgili veriler hâlâ yetersizdir oysa posterior dolaşımdan kaynaklanan iskemik inmeler tüm vakaların yaklaşık dörtte birini oluşturmakta ve vertigo veya ataksiden, ağır “locked-in” sendromlarına kadar uzanan geniş bir semptom yelpazesıyla kendini gösterebilmektedir [11].

Vertebral arterin orijini, seyri ve dallarında çeşitli varyasyonlar bulunsa da, genellikle kabul edilen konvansiyonel bir anatomik model mevcuttur [12]. Vertebral arter, vücudun hem sol hem de sağ tarafında arteria subclavia’nın ilk büyük dalı olarak ortaya çıkar [13] (Şekil 2.2).



Şekil 2.2. VA(R):Sağ vertebral arter; VA(L):Sol vertebral arter; BA:Baziler arter; AICA: Anterior inferior serebellar arter; LA:Labirent arteri; SCA:Superior serebellar arter; PCA: Posterior serebral arter; P.Comm.A:Posterior komünikan arter; ICA(R):Sağ internal karotis arter; ICA(L):Sol internal karotis arter [14]

Bu arter, dört ayrı anatomik segmente ayrılır (V1–V4). V1–V3 segmentleri ekstrakraniyal vertebral arter, V4 segmenti ise intrakraniyal vertebral arter olarak sınıflandırılır [15].

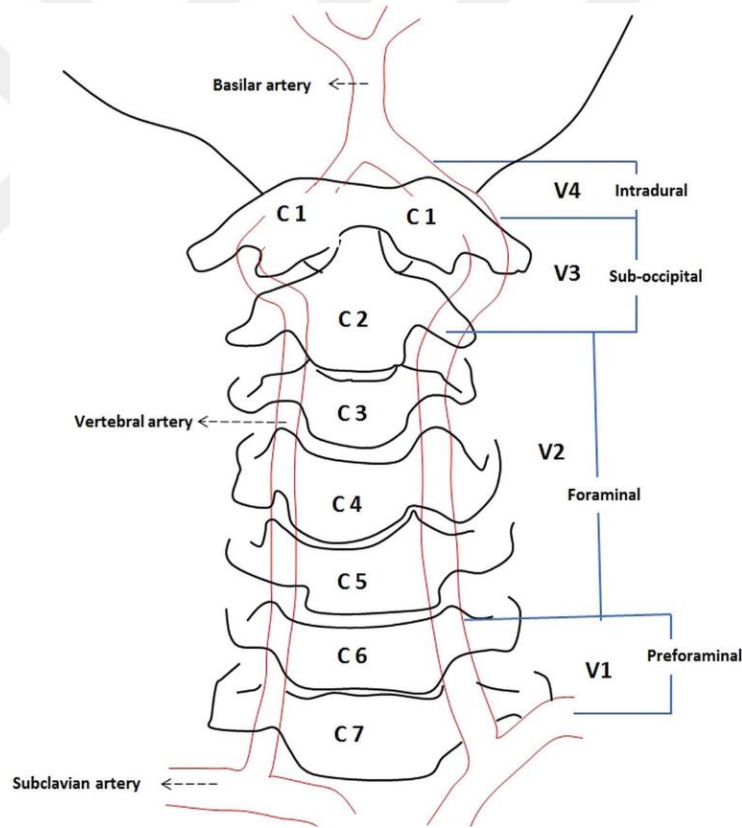
Birinci segment (V1): Proksimal veya ostial segment olarak adlandırılır; subklavian arterden çıktığı noktadan başlayarak C6 vertebra'sının transvers foramenine kadar uzanır [16, 17].

İkinci segment (V2): Transvers segment olarak adlandırılır; C6 transvers forameninden başlayarak C2 transvers foramenine kadar uzanır [16, 17].

Üçüncü segment (V3): Suboksipital segment olarak bilinir; arterin C2 transvers forameninden çıktıktan sonra foramen magnum düzeyinde dura mater'i delmesine kadar olan kısmıdır [16, 17].

Dördüncü segment (V4): İntrakraniyal segment olup, arterin dura mater'i foramen magnum düzeyinde deldiği noktadan, karşı taraftaki vertebral arter ile birleşerek arteria basilaris'i oluşturduğu noktaya kadar uzanır [16, 17].

Vertebral arterin V4 segmentinden çıkan iki önemli dal vardır: arteria spinalis anterior ve arteria cerebelli inferior posteriordur [13]. Ayrıca vertebral arter, beynin en kritik anastomotik yapılarından biri olan Willis poligonunun kanlanmasına katkıda bulunan arterlerden biridir [18] (Şekil 2.3).

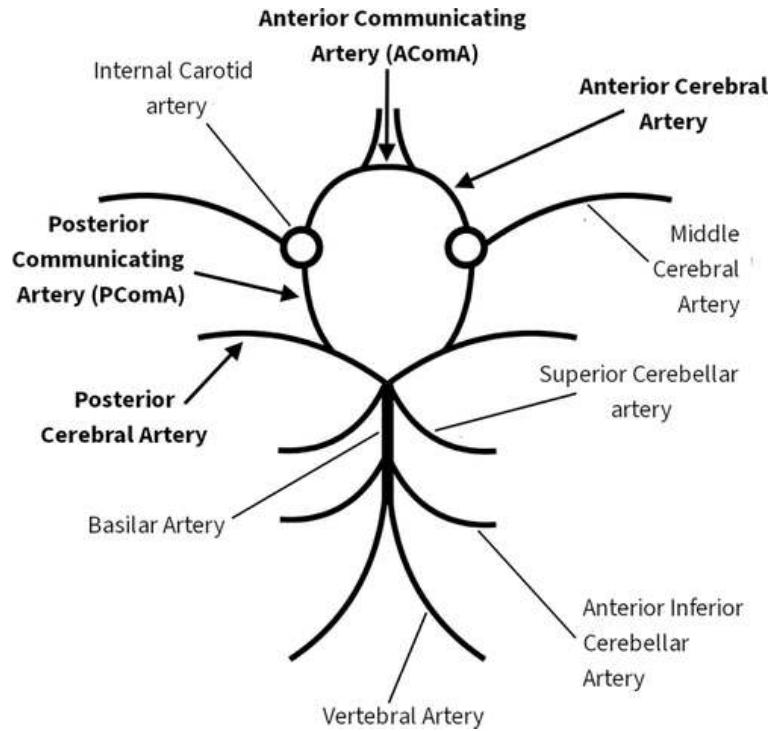


Şekil 2.3. Boyundaki vertebral arterin anatomik pozisyonunu ve dallanmasını gösteren çizim [18]

Vertebral arterde tortiyozite (kıvrımlılık) sık görülür ve en çok V1 segmentinde izlenir [13]. Arterin kıvrımlı yapısı ve anatomik varyasyonları, onu hem çeşitli

patolojilere yatkın hale getirmekte hem de tanısal değerlendirmelerde güçlükler doğurmaktadır [19].

Baziler arter, Willis poligonunun posterior bölümünü oluşturan ve posterior kranial fossa içindeki yapıları besleyen ana damardır. İki vertebral arterin medullo-pontin bileşkede birleşmesiyle oluşur ve ponsun ventral yüzeyindeki baziler sulkus boyunca yukarı doğru ilerler. Yol boyunca baziler arterden çıkan dallar; pons, mesensefalon (orta beyin) ve serebellumu (beyincik) besler. Arter, uçta çift posterior serebral artere ayrılarak oksipital loblar ve diğer posterior kranial fossa yapıları için gerekli kan akımını sağlar [20]. Medulla (omurilik soğani), vertebral arterlerin kafatası içindeki bölümleri ve bu arterlerin baziler arter oluşturmadan önce verdiği dallar aracılığıyla beslenir. Pons ise baziler arterin proksimal ve orta segmentlerinden çıkan kollarla kanlanır; mezensefalon (orta beyin) baziler arterin distal segmenti ile onun superior serebellar ve posterior serebral arter dalları tarafından beslenir. Ayrıca posterior serebral arter, posterior kommunikan arterler yoluyla anterior dolaşımdan da kan alabilir. Baziler arterin tepe noktasındaki penetran dallar ise median ve paramedian bölgelere ulaşarak orta beyin ve talamusu besler. Posterior dolaşım sisteminin geniş kollateral ağı, baziler arter akımındaki bozuklukların klinik tablolarının oldukça farklı şekillerde ortaya çıkmasına neden olur [21] (Şekil 2.4).



Şekil 2.4. Willis Çemberi [22]

2.3. Arter Kalsifikasyonu

Ateroskleroz (koroner arter hastalığı), büyük arterlerde lipid birikimi ve kronik inflamasyonla karakterize, yaşam boyu devam eden bir süreçtir. Zamanla intima tabakasında lipitler, inflamatuvar hücreler, düz kas hücreleri ve nekrotik artıklar birikerek aterosklerotik plakları oluşturur; bu plaklar ilerleyip tıkanmaya veya parçalanmaya başladığında miyokard enfarktüsü ve felç gibi ciddi klinik komplikasyonlara yol açabilir [23]. Kalsifikasyon, özellikle koroner arterlerde klinik açıdan önemli olmak üzere, sıklıkla aterosklerozla ilişkilidir. Birikim, kemikte bulunan hidroksiapatit mineraliyle özdeşir ve gelişim özellikleri pasif çökmeden ziyade osteogeneze benzer aktif bir mekanizma olduğunu gösterir. Ayrıca arter duvarında osteopontin, osteonektin ve osteokalsin gibi kemik proteinlerinin yanı sıra, kemikte bulunan destekleyici proteoglikanlara benzer moleküller de tespit edilmiştir [24].

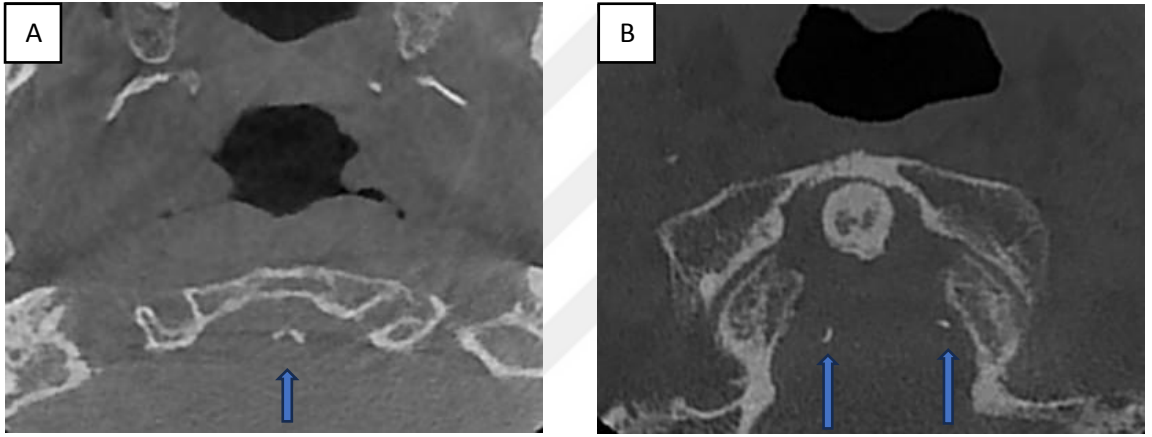
Intrakraniyal arter kalsifikasyonu, kraniyal bilgisayarlı tomografi incelemelerinde kolaylıkla saptanabilen bir bulgudur. Son yıllarda yapılan çalışmalar, intrakraniyal arter kalsifikasyonunun dünya genelinde yüksek prevalansa sahip olduğunu ve iskemik inme ile bilişsel gerileme ile ilişkili olabileceğini göstermektedir. İleri yaş, geleneksel kardiyovasküler risk faktörleri ve kronik böbrek hastalığı intrakraniyal arter kalsifikasyonu ile tutarlı biçimde ilişkilendirilmiştir. Biriken kanıtlar, özellikle belirli alt tiplerde intrakraniyal arter kalsifikasyonunun ateroskleroz için görüntüleme temelli bir belirteç olarak kullanılabileceğini düşündürmektedir [5, 25].

Bununla birlikte, intrakraniyal arteriyel kalsifikasyonu tek bir mekanizmaya indirgenemez. Tunika mediayı veya internal elastik laminayı tutan kalsifikasyonlar, ateroskleroz dışı süreçlerle de ilişkilendirilebilir. Bu kapsamda, Mönckeberg arteriosklerozu (medial kalsifikasyon) ve aterosklerotik olmayan internal elastik lamina kalsifikasyonu önemli etiyolojik nedenler arasında yer alır. İntrakraniyal bölgede kalsifikasyonlar fizyolojik olarak da görülebildiğinden, damar duvarı kalsifikasyonunun diğer intrakraniyal kalsifikasyon odaklarından ayırt edilmesi önemlidir. Fizyolojik kalsifikasyonlar en sık pineal bez ve koroid pleksusta izlenirken, bunları habenula, falx cerebri, bazal gangliyonlar, serebellum ve diğer bölgeler takip eder [5, 26].

Aterosklerotik olmayan internal elastik lamina kalsifikasyonu ise sıklıkla internal karotid arter ve vertebral arterlerde saptanır. Özellikle vertebral arter, baziler arter ve internal karotid arterin kavernöz segmenti kalsifikasyonun sık görüldüğü yerlerdir (Şekil 2.5). Literatürde intrakraniyal internal karotid arter en sık kalsifikasyon izlenen bölge

olarak bildirilmiş olup, vertebral arter kalsifikasyondan etkilenen ikinci en sık arterdir. Vertebral arter kalsifikasyonu, damar duvarında kalsiyum ve fosfat birikimi ile gelişir; yaşlı bireylerde ve daha önce serebrovasküler olay öyküsü bulunan hastalarda daha sık görülür. Ayrıca ileri evre aterosklerotik hastalığın bir bulgusu olarak değerlendirildiğinde, eşlik eden aterosklerozun göstergesi olup serebrovasküler olay riskini artırabileceği bildirilmektedir [4, 5, 19, 25-29].

Vertebrobaziler arter tarafından beslenen bu bölgede inmenin en sık nedeni aterosklerozdur ve vertebral arterler de inflamatuvar içerikten zengin plaklarla bu süreçten benzer şekilde etkilenir. Vertebral arterlerde aterosklerotik darlık en sık arterin başlangıç (orijin) kısmında ve intrakraniyal (V4) bölümünde görülür [30].



Şekil 2.5. A) Baziler arter düzeyinde kalsifikasyonun aksiyal KIBT görüntüsü, B) Bilateral vertebral arter düzeyinde kalsifikasyonun aksiyal KIBT görüntüsü

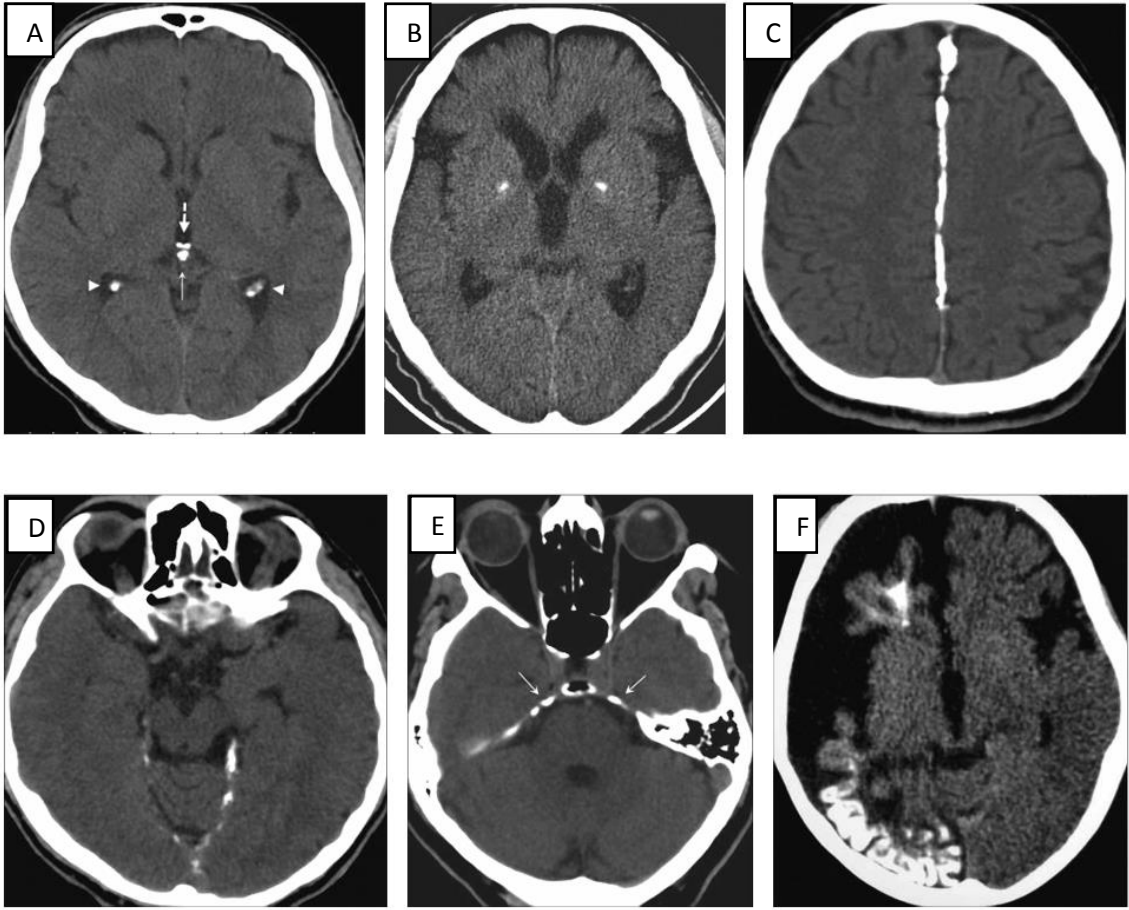
2.4. Bilgisayarlı Tomografi ve Manyetik Rezonans Görüntülemeye Kalsifikasyon

Bilgisayarlı Tomografi (BT), in vivo kalsifikasyonun saptanmasında yaygın olarak kullanılan bir araçtır; özellikle 3 mm'den küçük nodüllerin tespiti ve makroskopik kalsifikasyon yükünün incelenmesinde başarılıdır. Yüksek çözünürlüklü damar duvarı Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG) ise plak morfolojisini güvenilir biçimde değerlendirerek yüksek riskli plak özelliklerinin belirlenmesine imkân tanır. Rutin MRG'de kalsifikasyonun tespiti hâlâ sınırlıdır ancak damar duvarı MRG'si plak morfolojisini güvenilir biçimde değerlendirerek yüksek riskli plak özelliklerinin tanımlanmasına imkân tanır. Bu nedenle, BT ile damar duvarı MRG'nin birlikte kullanılması, intrakraniyal arter kalsifikasyon karakteristikleriyle eş zamanlı plak morfolojisi ve risk faktörlerini tamamlayıcı şekilde ortaya koyar [31, 32].

Nörolojik bulguları olan hastaların ilk değerlendirilmesi genellikle kontrastsız beyin BT ile yapılır. Bu hastalarda intrakraniyal kalsifikasyonlar çoğunlukla beyin BT'sinde tesadüfen saptanır. Konvansiyonel radyografiler intrakraniyal kalsifikasyonların saptanmasında kullanılabilse de teknolojik gelişmeler sayesinde BT, kemik dokusu ve kalsifikasyonların değerlendirilmesinde yüksek duyarlılığı nedeniyle ideal bir görüntüleme yöntemi haline gelmiş ve konvansiyonel grafilerin yerini almıştır [26].

Kalsifiye lezyonlar BT de genellikle yüksek dansite ile görünürler. BT, intrakraniyal kalsifikasyonların saptanmasında rutin MRG'ye göre daha üstündür (Şekil 2.6). Teorik olarak kalsifiye dokularda çok az proton bulunur, bu nedenle rutin MRG'de ya hiç sinyal alınmaz ya da sinyal yoğunluğu azalır [33]. Kalsifikasyon, T1 ağırlıklı (T1WI) ve T2 ağırlıklı (T2WI) görüntülerde değişken sinyaller gösterebilir. Kalsifikasyonun MRG'deki farklı sinyalleri, kalsiyum bileşiklerinin çeşitliliği, konsantrasyon farklılıkları ve kalsiyum oranlarına bağlıdır.

MRG duyarlılık ağırlıklı görüntüleme (Susceptibility Weighted Imaging, SWI), dokunun manyetik duyarlılığını yansıtan yeni bir faz-kontrast geliştirme tekniğidir. Ferritin, kalsiyum, hem demiri gibi maddeler, çevre dokudan farklı manyetik özellikler gösterir. Bu maddelerin varlığı faz kaymalarına yol açar. Bu özellik SWI'nin venöz damar yapıları, kan ürünleri ve kalsifikasyon gibi oluşumlara karşı yüksek duyarlılık göstermesini sağlar [34].



Şekil 2.6. A) Aksiyel BT kesitinde bilateral koroid pleksus (ok başları), pineal bez (ok) ve habenular kalsifikasyonlar (kesikli ok) görülmektedir, B) Bilateral bazal ganglionlarda kalsifikasyonlar izlenmektedir, C) Falx cerebri’de (beyin tırnağı) ön–arka eksen boyunca kalsifikasyon mevcuttur, D) Tentorium cerebelli boyunca kalsifikasyonlar izlenmektedir, E) Bilateral petroklinoit bağlarda (oklarla gösterilmiş) kalsifikasyonlar bulunmaktadır, F) Sturge Weber sendromuna özgü giriform (kıvrımsal) kalsifikasyonlar [35]

2.5. Konik Işınlı Bilgisayarlı Tomografi

2.5.1. Tarihsel Gelişim

Diş hekimliğinde anatomik yapıların doğru konumlandırılması ve güvenli tedavi planlaması açısından üç boyutlu görüntüleme giderek daha belirleyici hale gelmiştir. BT’nin 1970’lerin başında geliştirilmesi 3B değerlendirmeyi mümkün kılmış olsa da, yöntemin hastane temelli kullanımına ek olarak cihaz boyutu, maliyet ve görece yüksek radyasyon dozu gibi sınırlılıkları dental uygulamalarda daha uygun bir 3B görüntüleme yaklaşımına duyulan ihtiyacı artırmıştır. Bu gereksinim doğrultusunda geliştirilen KIBT sistemlerine geçişte Arai ve çalışma arkadaşlarının 1997’de tanımladığı Ortho-CT prototipi, sınırlı alan KIBT’nin klinik uygulanabilirliğine dair erken kanıtlardan birini

sunmuş; izleyen dönemde 3DX Multi-image Micro CT gibi sistemler pratik kullanıma uyarlanmış. Ayrıca NewTom QR 9000'nin aldığı düzenleyici onaylar ve görüntü edinim özellikleri, KIBT'nin klinik yaygınlaşmasını destekleyen kilometre taşları arasında yer almaktadır [36]. Bu gelişim çizgisi içerisinde kraniyofasiyal KIBT sistemleri, konvansiyonel BT tarayıcılarının bazı kısıtlamalarını aşmak amacıyla dental radyolojide ilk kez 1998'de NewTom QR-DVT 9000 (NIM s.r.l., Verona, Italy) ile tanıtılmış; yöntem literatürde dijital volumetrik tomografi (DVT) olarak da adlandırılmıştır. Multislice BT'de X-ışını demeti fan-beam olduğundan görüntüleme, hastanın cihaz içinde kademeli olarak ilerlemesine bağlı olarak ardışık kesitlerin alınmasıyla gerçekleştirilirken; KIBT'de cone-beam X-ışını kullanılması sayesinde tek bir rotasyonda geniş bir alandan çok sayıda kesit verisi elde edilebilmektedir [37, 38].

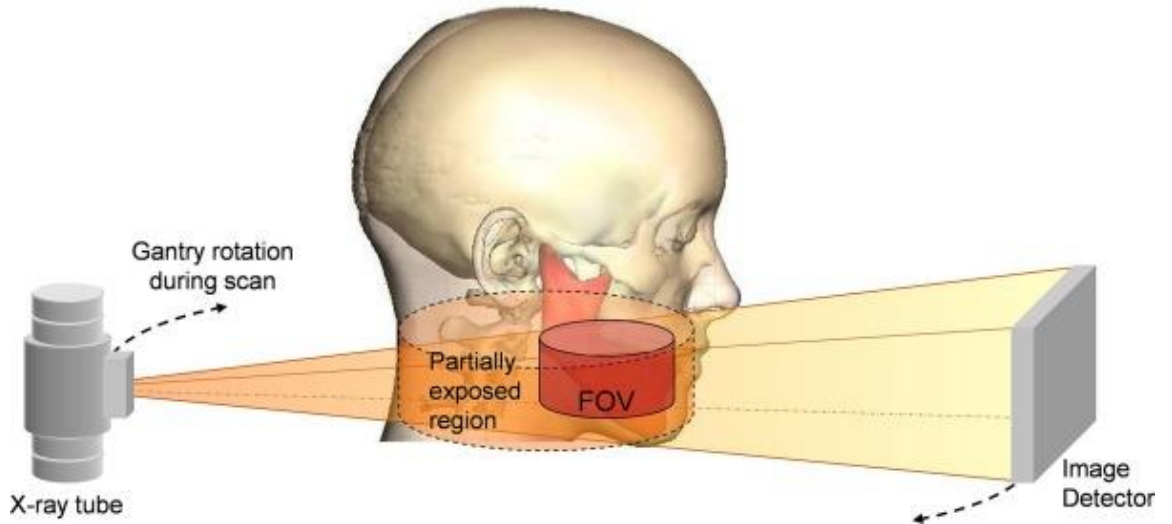
2.5.2. Tanım ve Temel Çalışma Prensipleri

KIBT, günümüzde diş hekimliğinde en yaygın kullanılan üç boyutlu görüntüleme yöntemlerinden biri olup, seçilen görüntüleme alanına (Field of View (FOV)) bağlı olarak lokal bir bölgeden tüm maksillofasiyal yapıları ve kraniyofasiyal kompleksin görüntülenmesini sağlayarak tanıya önemli katkı sunar. KIBT; X-ışını kaynağı ile panel dedektörün aynı gantri üzerinde karşılıklı konumlandığı, konik/piramidal ışın geometrisi ile kısa sürede çok sayıda projeksiyon elde edip bunlardan üç boyutlu (3B) hacimsel veri üreten kesitsel bir görüntüleme yöntemidir. KIBT görüntülemesi, röntgen tüpü ve dedektörün dönen bir platform üzerine sabitlendiği basit bir geometrik düzenle çalışır; konik ya da piramit biçiminde yayılan iyonize ışın inceleme bölgesinin ROI'nin (Region of Interest) merkezinden geçirilir ve zayıflamış radyasyon karşı taraftaki alan dedektöründe kaydedilir. Röntgen tüpü ile dedektör, hasta sabit pozisyondayken ROI etrafında genellikle 180°–360° aralığında döner; bu sırada yüzlerce planar projeksiyon görüntüsü alınır ve projeksiyon görüntüleri toplanır. Bu projeksiyonlar rekonstrüksiyon yazılımı ile birleştirilip entegre edilerek tek bir volumetrik veri seti (volumetrik data set) oluşturulur ve üç boyutlu hacimsel görüntülemeyi mümkün kılar [39-41]. Her iki teknoloji (KIBT ve konvansiyonel çok kesitli BT) benzer prensiplere dayansa da, KIBT'nin farklı ışın geometrisi ile X ışını tüpü ve dedektör yapısı, yöntemin maksillofasiyal uygulamalara odaklanan, daha basit ve ekonomik bir seçenek olarak öne çıkmasını sağlamıştır. Böylece diş hekimleri, hem ekipman maliyeti hem de hasta radyasyon dozu açısından daha uygun bir üç boyutlu görüntüleme seçeneğine

ulaşılabilmektedir. Konvansiyonel çok kesitli BT ile karşılaştırıldığında KIBT; dental-maksillofasiyal uygulamalarda yüksek mekânsal çözünürlük, daha küçük odaklı FOV seçenekleri ve çoğu senaryoda daha düşük efektif doz ile avantaj sağlarken, yumuşak doku kontrastı ve yoğunluk ölçüm doğruluğu Hounsfield Unit (HU) açısından sınırlılıkları vardır [41]. Son yıllarda, görüntüleme tekniklerinin gelişmesiyle birlikte KIBT, baş ve boyun bölgesindeki anatomik yapıları ve patolojik durumları değerlendirmek için tercih edilen bir görüntüleme sistemi haline gelmiştir. Kısa ekspozür süresi, her geçen yıl artan bulunabilirliği ve kemik yapıların yüksek çözünürlüklü görüntülenmesi nedeniyle birçok bilimsel araştırma ve anatomik çalışmada kullanılmaya başlanmıştır [42].

2.5.3. KIBT Sistem Bileşenleri

Bir KIBT sisteminin temel bileşenleri; X-ışını tüpü, kolimatör ve filtrasyon sistemi, detektör (çoğunlukla düz panel), döner gantri mekanizması, hasta pozisyonlama ünitesi (oturur/ayakta/supin) ve rekonstrüksiyon-görüntü işleme yazılımıdır. Teknoloji ilerledikçe FOV seçenekleri genişlemiş; diş-çene yapılarının yanı sıra temporomandibular eklem, paranasal sinüsler, hava yolu ve servikal vertebra gibi alanların da tek taramada değerlendirilebilmesi mümkün hale gelmiştir [40] (Şekil 2.7).



Şekil 2.7. Temel KIBT tarama prensibi, bir x-ışını tüpü ve görüntü dedektörü ile gantrinin döndürülmesini içerir [40]

2.5.4. Veri Toplama ve Rekonstrüksiyon

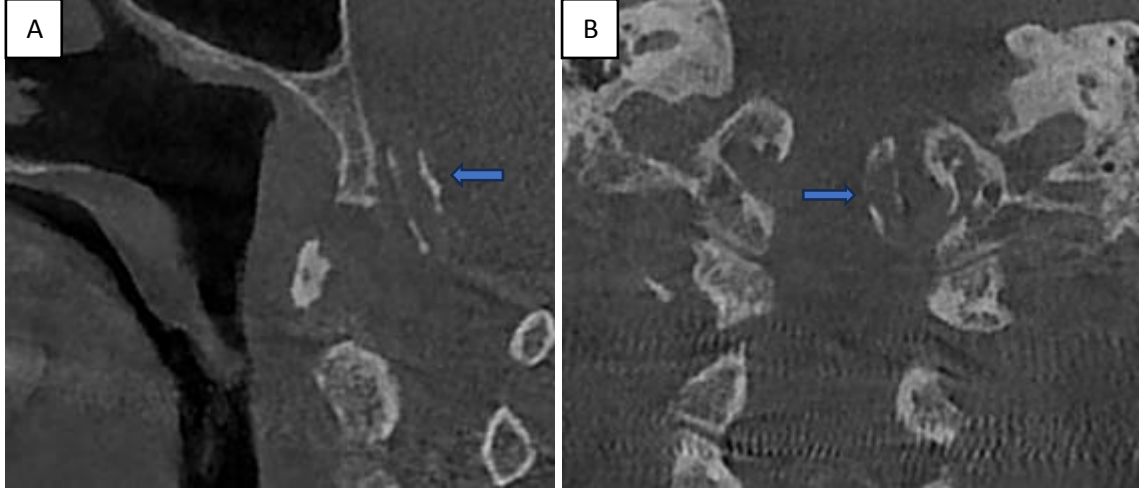
KIBT’de rekonstrüksiyon, farklı açılardan elde edilen çok sayıda iki boyutlu (2B) projeksiyon görüntüsünden üç boyutlu (3B) hacimsel veri seti üretme problemidir ve klinik sistemlerde projeksiyonlar genellikle tek bir rotasyon boyunca toplanarak rekonstrüksiyon yazılımına aktarılır. Rekonstrüksiyona geçmeden önce uygulanan “hacim hazırlama” aşaması, veri düzenleme, veri iyileştirme, veri biçimlendirme, veri görüntüleme adımlarını kapsar: veri düzenlemede projeksiyonların doğru açı/sıra ve geometri bilgisiyle eşleştirilmesi, hatalı/eksik karelerin ayıklanması ve ilgili meta verinin doğrulanması hedeflenir. Veri iyileştirme adımı gürültü azaltma ile birlikte flat-field/dark-field düzeltmeleri ve klinik koşullarda görüntüyü bozan saçılma (scatter) ile ışın sertleşmesi (beam hardening) gibi etkilerin azaltılmasına yönelik düzeltmeler uygulanır. Veri biçimlendirmede, projeksiyonların algoritmanın beklediği formata standardize edilmesi (normalizasyon, yoğunluk ölçekleme/bit derinliği, yeniden örnekleme vb.) ve rekonstrüksiyon parametrelerinin (FOV, vokselle boyutu, hacim boyutları) tanımlanması gerçekleştirilir. Son olarak veri görüntülemede rekonstrükte hacim, çok düzlemli rekonstrüksiyon (multiplanar reconstruction, MPR), maksimum yoğunluk projeksiyonu (maximum intensity projection, MIP) ve hacim görüntüleme (volume rendering, VR) gibi yöntemlerle klinik yorumlamaya uygun hale getirilir ve çoğunlukla Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) formatında dışa aktarılır [43-46].

2.5.5. Görüntüleme Parametreleri

KIBT’de görüntü kalitesi (mekânsal çözünürlük, gürültü ve kontrast-gürültü oranı) ile hasta dozu; FOV, vokselle boyutu, kilovolt peak (kVp), tüp akımı (mA; mili amper) / mAs; mili amper-saniye, ekspozur süresi, rotasyon açısı ($180^{\circ}/360^{\circ}$), projeksiyon sayısı ve rekonstrüksiyon/filtreleme ayarlarının birlikte belirlediği bir optimizasyon dengesiyle şekillenir. Vokselle boyutu küçüldükçe mekânsal çözünürlük teorik olarak artsa da, klinik uygulamada daha küçük vokselle seçimi gürültüyü artırabilir ve tanısal kaliteyi korumak için dozun (mAs/ekspozur) yükseltilmesini gerektirebilir. Bu nedenle çekim protokolü, doz-görüntü kalitesi dengesi gözetilerek seçilmelidir. FOV’un genişletilmesi daha geniş bir anatomik alanın tek taramada değerlendirilmesini sağlarken, saçılma ve artefaktları artırarak etkin dozun yükselmesine eğilim gösterebilir; bu yüzden kılavuzlar, klinik soruyu yanıtlayacak en küçük uygun FOV/kolimasyonun kullanılmasını

önermektedir. Benzer şekilde kVp ve mA/mAs değerlerinin artırılması dedektör sinyalini yükselterek gürültüyü azaltabilir ve kontrast-gürültü oranını iyileştirebilir; ancak bu iyileşmeler genellikle doz artışı ile birlikte olduğundan, kVp–mA/mAs–FOV–voksel parametrelerinin endikasyona özgü biçimde birlikte optimize edilmesi gerektiği vurgulanmaktadır. Rotasyon seçimi açısından, 360° protokoller bazı koşullarda özellikle kontrast-gürültü oranını destekleyebilse de, 180° rotasyonun çoğu senaryoda dozu anlamlı ölçüde azaltabildiği ve cihaz/protokole bağlı olarak tanısal bilginin korunabildiği bildirilmektedir. Bu nedenle rotasyon açısının, endikasyon ve sistem özellikleri dikkate alınarak belirlenmesi önerilir [47-50].

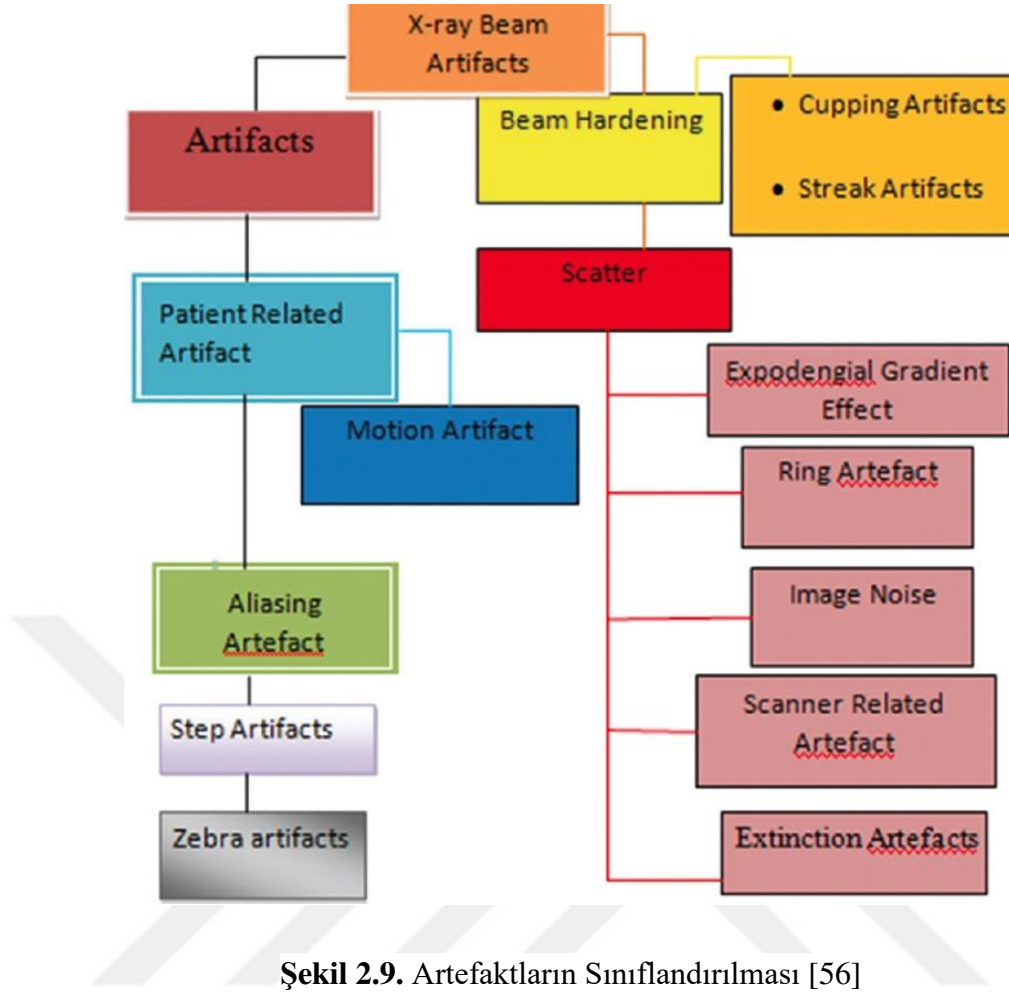
Diş yapılarına ek olarak maksillofasiyal bölgeyi oluşturan kemikler, temporomandibular eklem, paranasal sinüsler ve faringeal hava yolları gibi farklı anatomik yapılar da değerlendirilebilir. Bu değerlendirmeler esnasında bazen beklenmedik, rastlantısal bulgulara tespit edilebilir. Bu bulgulardan biri de intrakraniyal kalsifikasyonlardır [51]. Özellikle geniş FOV kullanılan dentomaksillofasiyal KIBT protokollerinde, görüntüleme hacmi üstte sella turcica ve hipofiz fossasını kapsayacak şekilde, altta hyoid kemiğin alt kenarını geçerek dördüncü servikal vertebra (C4) seviyesine kadar volümetrik hacim oluşturur. Bu üç boyutlu görüntüler; foramen transversarium, servikal vertebralar ve vasküler yapılarıdaki kalsifikasyon odaklarının daha net değerlendirilmesine ve diferansiyel tanı için gerekli anatomik referans noktalarının ayrıntılı incelenmesine imkân verir [52]. Diş hekimliğinde KIBT'nin daha yaygın kullanımı ve daha geniş anatomik alanı kapsayan sensörlerin gelişmesiyle birlikte, intrakraniyal bölgeye ait yapıların KIBT görüntülerinde daha sık yer alması mümkündür. Bu nedenle fizyolojik ya da patolojik kalsifikasyonlar gibi bulguların fark edilmesi, tanısal süreç ve adli tıp açısından önem taşıyabilir [53] (ŞEKİL 2.8).



Şekil 2.8. VBAK olan bir hastanın KIBT görüntüleri A) Sagital kesit, B) Koronal kesit

2.5.6. KIBT’de artefaktlar

KIBT görüntü kalitesini bozan temel faktör, görüntü artefaktıdır. Bir artefakt, çalışılan nesne ile ilgili olmayan, görüntüdeki herhangi bir distorsiyon ya da hatadır. KIBT verilerinde artefaktlar; anatomik sınırların seçilmesini zorlaştırarak tanısal yorumlamayı etkileyebildiği gibi, gri değer tutarlılığını bozduğu için segmentasyon gibi otomatik görüntü işleme adımlarının performansını da düşürebilir. Artefaktların temel nedeni, rekonstrüksiyonun dayandığı ideal matematiksel model ile gerçek fiziksel görüntüleme süreci arasındaki uyumsuzluklardır. KIBT görüntüleri, daha düşük enerji spektrumu kullanılması; konik ışın geometrisi; X-ışını demetinin açısal yayılımı, saçılma ve genellikle daha yüksek gürültü düzeyinin neden olduğu aliasing artefaktları gibi ek faktörler nedeniyle BT görüntülerine göre kaçınılmaz olarak daha fazla artefakta sahiptir. Artefaktlar etiyolojilerine göre sınıflandırılabilir [54, 55] (Şekil 2.9).



2.5.6.1. Işın Sertleşmesi (Beam Hardening)

Işın sertleşmesi artefaktı, polikromatik X-ışını demetindeki düşük enerjili fotonların, yüksek soğurucu/radyoopak materyaller tarafından yüksek enerjili fotonlara göre daha fazla soğurulmasıyla ortaya çıkar. Bu materyalden geçen demet, dedektöre ulaştığında primer demete kıyasla daha yüksek ortalama enerjiye sahip olur; başka bir deyişle sertleşir. Materyalin diferansiyel soğurmasına bağlı bu enerji spektrumu değişimi, demetin zayıflama profilinde bozulmaya yol açarak çukurlaşma (cupping) artefaktı ile birlikte görüntüde çizgilenmeler ve koyu bantlar oluşturabilir. Işın sertleşmesi artefaktları görüntü kalitesini düşürür, tanısal değeri azaltır ve yorumlamayı güçleştirerek değerlendirme sürecini uzatabilir. Bu nedenle bu artefaktların tipik özelliklerinin anlaşılması, görüntüden kritik tanısal bilginin daha etkin biçimde elde edilmesine yönelik yeni stratejilerin geliştirilmesine katkı sağlayabilir [57].

2.5.6.2. Metal Artefaktı

Diş restorasyonları, implantlar ve ortodontik braketler gibi yüksek yoğunluklu materyaller; ışın sertleşmesi (beam hardening), foton yetersizliği ve saçılmayı artırarak çizgisel (streak) artefaktlara, lokal yoğunluk (gri değer) bozulmalarına ve özellikle metal çevresinde tanısal görünürlüğün azalmasına yol açabilir [58].

2.5.6.3. Hareket Artefaktı

Tarama esnasında hastanın istemsiz hareketleri, görüntüde bulanıklık, çift kontur (double contour) oluşumu ve ince anatomik yapıların ayırt edilebilirliğinde azalma gibi bulgulara yol açabilir. Bu artefaktlar, özellikle uzun tarama sürelerinde ve yetersiz/uygunsuz hasta stabilizasyonu koşullarında daha belirgin hale gelir. Sonuç olarak görüntünün tanısal değeri düşebilir; gerekli durumlarda yeniden çekim ihtiyacı doğarak hastanın maruz kaldığı radyasyon dozunu artırabilir [59].

2.5.6.4. Saçılma (scatter) ve Gürültü

KIBT’de geniş hacmin tek seferde ışınlanması saçılmayı artırabilen bir koşuldur; saçılma ve buna eşlik eden gürültü artışı düşük kontrastlı ayrıntıların seçilmesini zorlaştırır. FOV küçüldükçe saçılma ve gürültü (noise) azalır; bu nedenle görüntü çözünürlüğünün genellikle daha iyi olduğu vurgulanır [36]. KIBT’de görüntü gürültüsü, homojen bir fantom görüntüsünde seçilen bir ilgi alanı (ROI) içindeki piksel değerlerindeki dalgalanmalar olarak tanımlanır; gürültü düzeyinin artması, rekonstrükte hacimde uniformitenin bozulmasına ve artefakt oluşumuna yol açarak anatomik yapı/lezyon görünürlüğünü azaltabilir [60].

2.5.6.5. Parsiyel Hacim Etkisi

Parsiyel hacim etkisi, bir vokselin içinde iki farklı yoğunluktaki yapının birlikte temsil edilmesi sonucu gri değerlerin ortalaması alınmış gibi görünmesiyle ortaya çıkar; bu durum özellikle küçük yapıların sınırlarını silikleştirerek ölçüm ve segmentasyonu zorlaştırabilir. Bu artefaktın, seçilen voksel çözünürlüğünün görüntülenmek istenen yapının boyutuna göre yetersiz kalmasıyla ilişkili olduğu belirtilmektedir [61].

2.5.6.6. Konik Işın Etkisi

Konik demet (cone-beam) geometrisi ile dairesel tarama yörüngesinin birlikte kullanılması, bazı düzlemler açısından yetersiz projeksiyon/veri örnekleme oluşmasına neden olabilir. Bu durum, rekonstrüksiyon sürecinde “cone-beam artifacts” olarak adlandırılan hata bileşenlerinin ortaya çıkmasıyla sonuçlanır. Söz konusu artefaktlar, özellikle rekonstrükte edilen düzlemin orta düzlemden (mid-plane) uzaklığı arttıkça daha belirgin hale gelir; tomografik kenar bozulmaları, kontur düzensizlikleri ve yapısal distorsiyon şeklinde izlenebilir. Bu nedenle, sınır/kenar temelli ölçüm yaklaşımlarının doğruluğunu azaltabileceği gibi, segmentasyon gibi görüntü işleme adımlarının güvenilirliğini de olumsuz yönde etkileyebilir [61].

2.5.6.7. Artefakt Azaltma Yaklaşımları

Artefaktları tamamen ortadan kaldırmak her zaman mümkün olmasa da, klinik pratikte etkilerini azaltmak için; endikasyona uygun FOV seçimi (gereksiz geniş FOV’den kaçınma) ve uygun voksel/parametre dengesi, hasta stabilizasyonu ve net komutlarla hareketin minimize edilmesi, metal varlığında tarama parametrelerinin optimizasyonu (FOV–voksel–kVp gibi) ve üreticiye bağlı metal artefakt azaltma yaklaşımlarının kullanımı önerilmektedir. Metal artefakt azaltma, tarama sırasında uyarlamalı stratejiler, rekonstrüksiyon öncesi ve rekonstrüksiyon sonrası yöntemleri içerebilir [36].

2.5.7. Gri Değerler ve Hounsfield Unit

BT’de HU değerleri cihazlar arası kalibrasyonla daha standardize iken, KIBT’de gri değerler; saçılma, ışın sertleşmesi, detektör özellikleri, rekonstrüksiyon ayarları ve FOV/pozisyon gibi faktörlerden güçlü biçimde etkilenir. Bu nedenle KIBT’de ölçülen gri değerlerin doğrudan HU gibi yorumlanması çoğu durumda güvenilir değildir [62].

2.5.8. Radyasyon Dozu ve Radyasyon Koruma

KIBT iyonize radyasyon içerdiğinden, her çekimde endikasyon ve optimizasyon ilkeleri temel alınmalıdır. KIBT kullanımıyla ilgili hazırlanan SEDENTEXCT “Evidence-Based Guidelines” ve ilgili Avrupa rehberleri, KIBT’nin yalnızca klinik sorunun yanıtı için iki boyutlu görüntülemenin yetersiz kaldığı durumlarda kullanılmasını; mümkün olan en küçük FOV seçilerek tanısal amaç için yeterli görüntü

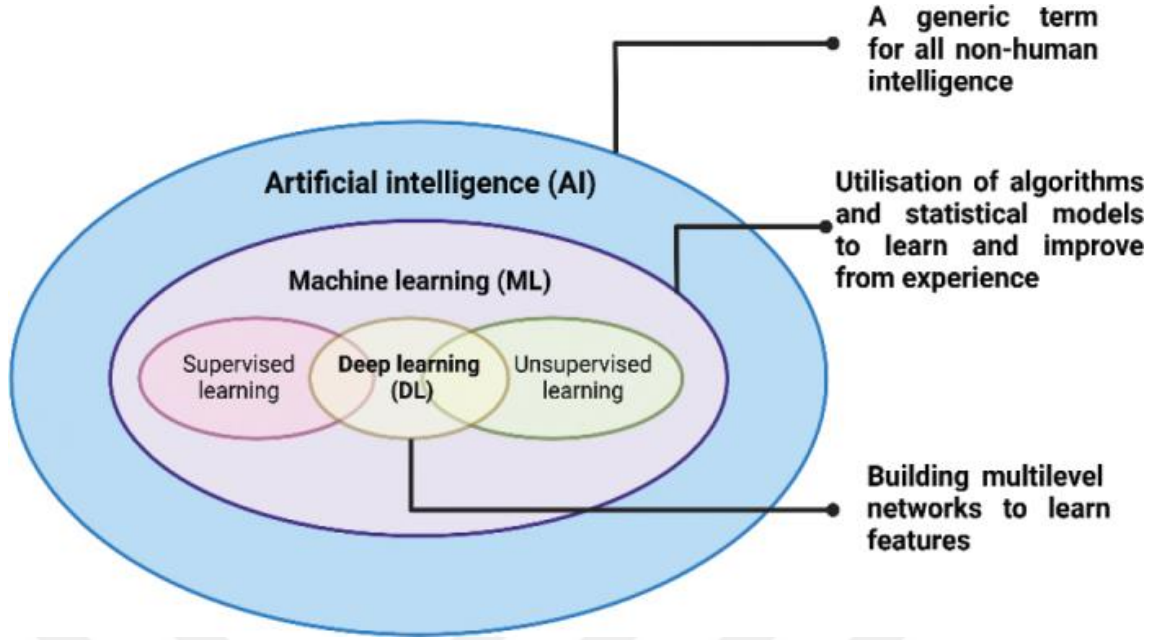
kalitesini sağlayacak protokolün uygulanmasını ve kalite güvence süreçlerinin yürütülmesini önermektedir [63]. Ayrıca KIBT'nin endikasyonunun doğru konması, çekimin uygun şekilde planlanması ve bulguların doğru yorumlanıp raporlanması için klinik eğitim-yetkinlik kritik önemdedir. Bu çerçevede American Academy of Oral and Maxillofacial Radiology (AAOMR)–American Association of Endodontists (AAE) ortak pozisyon bildirileri, KIBT'nin rutin tarama aracı değil, iki boyutlu görüntülemeye yardımcı/ek bir yöntem olarak rasyonel ve seçici biçimde kullanılmasını vurgular [64].

2.5.9. KIBT'nin Güçlü Yönleri ve Sınırlılıkları

KIBT, dental ve maksillofasiyal görüntülemede kemik yapıların detaylı değerlendirilmesinde güçlüdür; yüksek mekânsal çözünürlük sayesinde ince kortikal sınırlar, diş kök morfolojisi, alveoler kemik, sinüs duvarları ve benzeri yapılar net biçimde değerlendirilebilir [40]. Buna karşın KIBT'nin temel sınırlılıkları arasında; yumuşak doku kontrastının düşük olması, saçılma nedeniyle gri değer stabilitesinin düşük olması, metal/hareket artefaktlarına duyarlılık ve cihaz/protokoller arası belirgin değişkenlik sayılmaktadır [55].

2.6. Yapay Zekâ

Yapay zekâ (YZ) terimi 1950'lerde ortaya atılmış olup, normalde insanlar tarafından gerçekleştirilen görevleri yerine getirebilen makineler üretme fikrini ifade eder. Modern bağlamda ise YZ, problem çözme başta olmak üzere çeşitli bilişsel süreçleri taklit edebilen her türlü makine ve teknolojiyi kapsamaktadır [65, 66]. YZ'nin bir alt alanı, verilerdeki içsel istatistiksel örüntüleri öğrenerek daha önce görülmemiş veriler üzerinde tahminler üreten makine öğrenimidir. Derin öğrenme, görüntüler gibi karmaşık veriler üzerinde öğrenme ve çıkarımlar yapmak için çok katmanlı matematiksel işlemler kullanan bir makine öğrenimi tekniğidir [66] (Şekil 2.10).



Şekil 2.10. Yapay Zeka, Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme arasındaki ilişki ve kavramlar [66].

Bilgisayarların akıllı davranışları ve eleştirel düşünmeyi simüle etmek için kullanılması kavramı ilk olarak 1950 yılında Alan Turing tarafından tanımlanmıştır [67]. Turing, Bilgisayarlar ve Zeka kitabında, bilgisayarların insan zekasına sahip olup olmadığını belirlemek için daha sonra “Turing Testi” olarak bilinen basit bir testten bahsetmiştir. Bu test, makinaların insan gibi düşünüp düşünemediğini belirlemek için YZ tabanlı bir sorgu sistemi kullanır. Değerlendirici, insan sınav katılımcısını ve makineyi ayırt edemiyorsa, makine Turing Testini geçmiş olarak görülebilir ve böyle bir makinenin ‘makine zekasına’ sahip olduğu söylenir [68].

YZ alanındaki gelişmeler 1943 yılında başlamış olsa da "yapay zekâ" terimi ilk kez 1956 yılında Dartmouth'ta düzenlenen bir konferansta John McCarthy tarafından ortaya atılmıştır [69]. Konferans, YZ üzerine kapsamlı araştırmaların yapıldığı 1950'lerden 1970'lere kadar olan kritik dönemi başlatmıştır [65]. Richard Bellman, 1978'de YZ'yi; öğrenme, karar verme ve problem çözme gibi insana özgü bilişsel yeteneklerin otomasyonu olarak tanımlamıştır [70].

YZ, günlük yaşamımızı etkilemektedir; çeşitli ofis ve iş yönetim yazılımları bunun önemli örneklerindendir. Siri, Alexa ve benzeri sesli komut sistemleri, her cihaz, uygulama dili veya ortam için akıllı sohbet arayüzleri geliştiren YZ uygulamalarından yalnızca birkaçını oluşturur. Sağlık alanında ise YZ hem sanal hem de fiziksel (robotik) biçimlerde kullanılmaktadır. Sanal uygulamalar; ilaç dozajlarının hesaplanması, tanı ve

tedavi süreçleri, randevu planlaması, ilaç etkileşimlerinin takibi, elektronik sağlık kayıtları ve görüntüleme teknolojilerine odaklanırken; fiziksel uygulamalar rehabilitasyon , cerrahi operasyonlarda robotik destek ve yaşlı bakımında yardımcı robotlar gibi alanlarda karşımıza çıkmaktadır [71, 72]. YZ bilgisayarın, verileri kullanarak kendi zekâsını gösterebilmesi ve sorunları çözebilme kapasitesidir [73].

2.6.1. Makine Öğrenimi

Makine Öğrenimi verilerden yararlanarak sonuç tahmini yapmayı amaçlayan yöntemler bütünüdür. Bu alanda bilgisayarların verilerdeki içsel yapıları öğrenmesi ve öğrenilen bilgiyi daha önce görülmemiş veriler üzerinde tahmin yapmak için kullanması, matematiksel modeller aracılığıyla sağlanır ve böylece sistemlerin insan müdahalesi olmadan problemleri çözebilmesi hedeflenir. Derin öğrenme modelleri, özellikle de Evrişimsel Sinir Ağı (CNN, Convolutional Neural Network) için farklı tipte model 'mimarisi' kullanabilir. Bir makine öğrenimindeki iş akışı, modelin eğitilmesini içerir; burada verilerin bir alt kümesi, verilerdeki temel istatistiksel örüntüleri öğrenmek için kullanılır ve henüz görülmemiş bir test verisi alt kümesinde test edilir [73, 74]. Makine Öğrenimi, temel olarak denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme, yarı denetimli öğrenme ve belirli özel problemleri çözmeye yönelik takviyeli öğrenme olmak üzere dört yaygın yaklaşımı içermektedir (Şekil 2.11).

Derin öğrenme (Deep learning): Birden fazla hesaplama katmanına sahip olup kendi kendine örüntüleri tanıyan ve tespit yeteneğini artıran nöron ağlarını oluşturur [75].

Sinir ağları (Neural networks): Yapay nöronlar kullanarak insan beynine benzer biçimde sinyalleri işleyen sistemlerdir [73].

Veri bilimi (Data science): Verilerin analiz edilmesi ve analizden anlamlı bilginin çıkarılması sürecidir [72].

Büyük veri (Big data): Yıllar içinde sürekli artan büyük miktarda veriyi analiz ederek kullanıcılara doğru bilgi sağlayan yöntemdir [72] (Şekil 2.12).

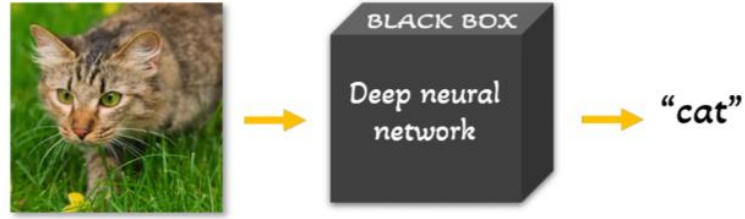


Figure 2(a). The Black Box AI model classifies the image as “cat”.

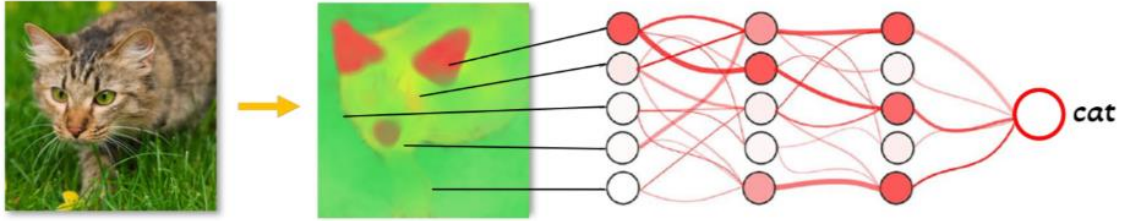
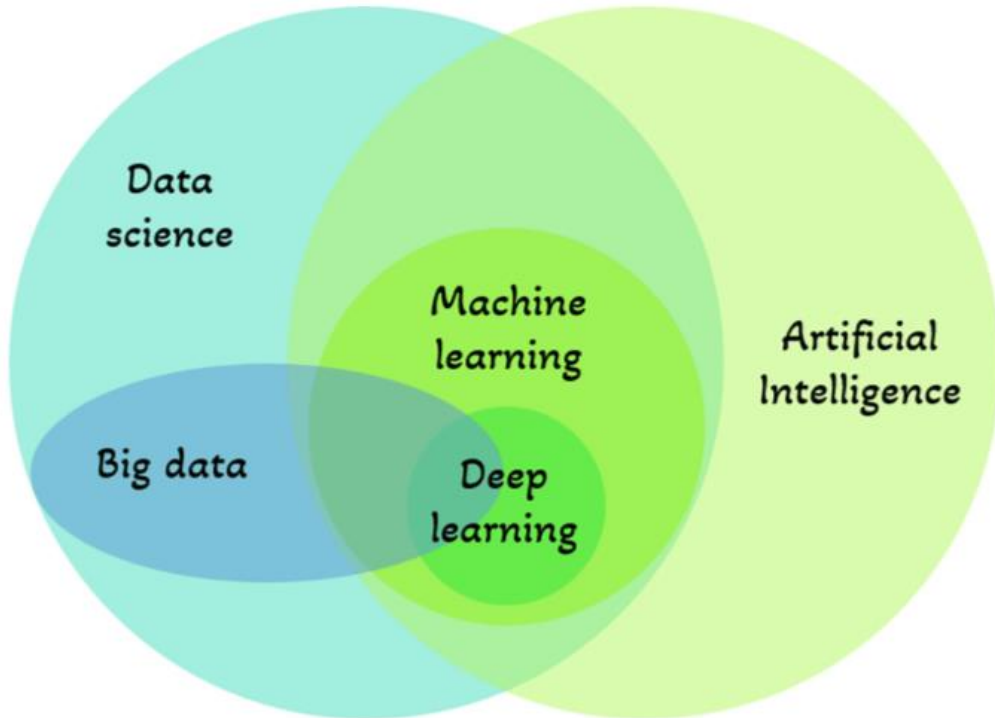


Figure 2(b). Image classified as “cat” because of cat’s ears and nose.

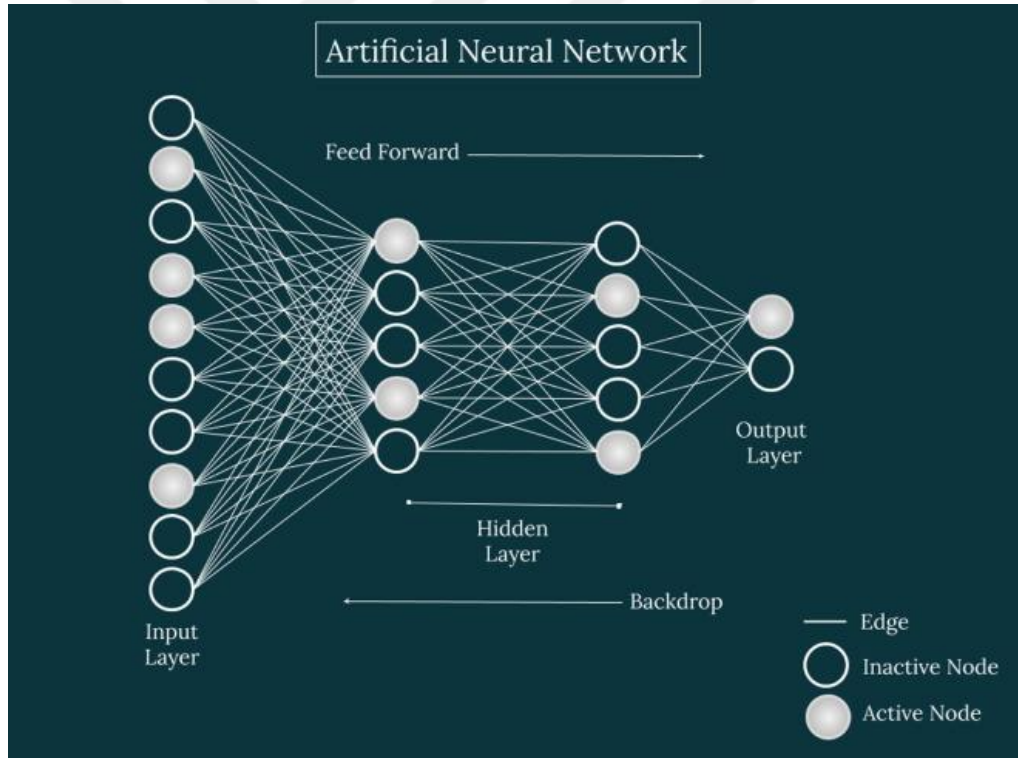
Şekil 2.11. a) Siyah kutu (Black Box) yapısında bir modelin girdiyi doğrudan sınıflandırması, (b) Isı haritası (heatmap) ile modelin karar mekanizmasında etkili olan bölgelerin görselleştirilmesi [72]



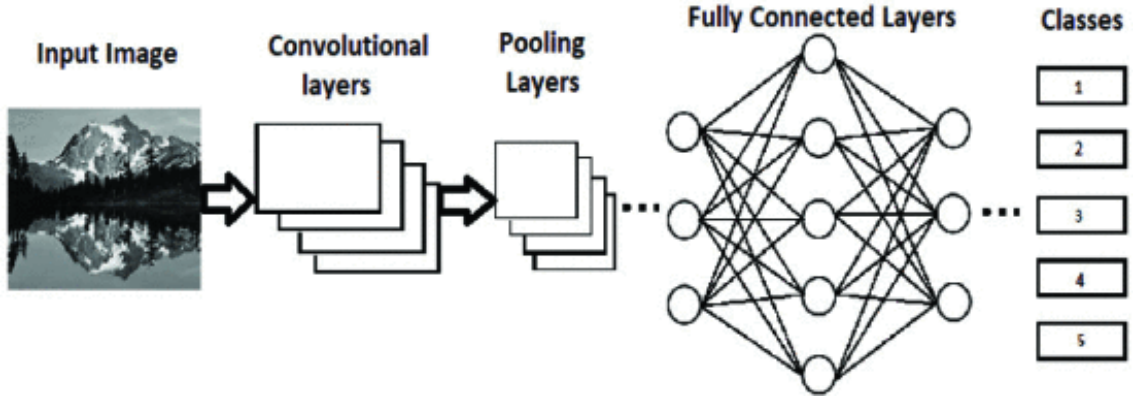
Şekil 2.12. Yapay Zeka sistemlerinin temel unsurları [72]

2.6.2. Derin Öğrenme

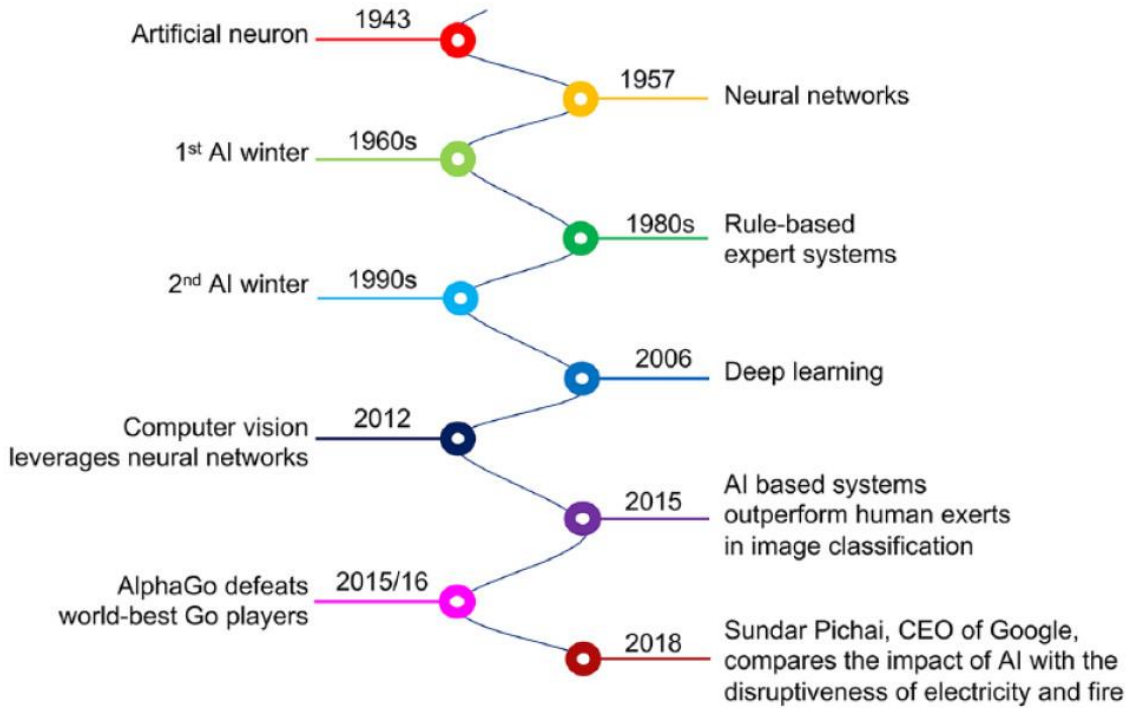
Derin Öğrenme derin sinir ağlarının gücünü kullanarak bu tüm yaklaşımlarda performansı artıran birleştirici bir yöntem rolü üstlenmektedir. Makine Öğreniminin dış hekimliğine yenilikçi entegrasyonu; yapay sinir ağları (ANN) (Şekil 2.13), evrişimli sinir ağları (CNN) (Şekil 2.14) ve destek vektör makineleri (SVM) gibi gelişmiş modeller aracılığıyla mümkün olmaktadır. Bu modeller, dış radyografileri, ağız içi taramalar, 3B görüntüler ve geçmiş hasta kayıtları gibi dış hekimliği uygulamalarında elde edilen farklı veri türlerinin analizinde önemli katkılar sağlamaktadır [76-78] (Şekil 2.15). CNN, farklı filtre katmanlarıyla birçok özelliği çıkararak büyük ve karmaşık görselleri işler. Derin öğrenme, geri yayılım algoritmalarındaki ilerlemeler ve artan hesaplama gücü sayesinde hızla gelişmektedir. Böylece YZ, gerçek yaşam problemlerinde etkili biçimde kullanılmakta ve toplumun birçok alanına yayılmaktadır [79].



Şekil 2.13. Yapay Sinir Ağları (ANN) [80]



Şekil 2.14. Evrişimli Sinir Ağı (CNN) Mimarisi [81]



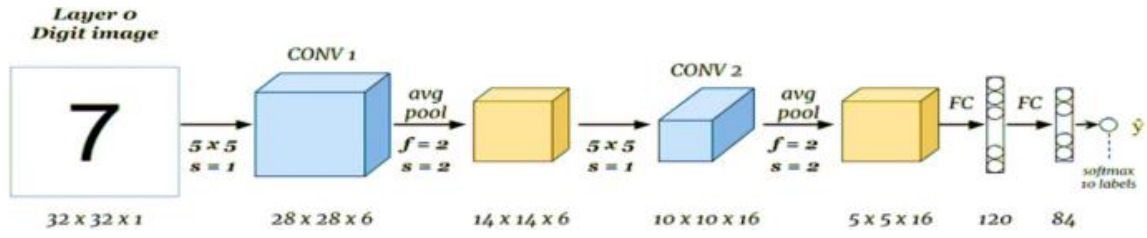
Şekil 2.15. YZ'nin gelişimindeki kilometre taşları. Makine Öğrenimi, verilerdeki içsel istatistiksel örüntülerin ve yapıların temsilini (öğrenilmesini) içerir ve bu da görünmeyen veriler için tahminler yapılmasını sağlar. Derin öğrenme, görüntü veya dil gibi karmaşık verilerdeki örüntü ve özellikleri öğrenmek için çok katmanlı (derin) sinir ağlarını kullanan bir Makine Öğrenimi yöntemidir [66]

2.6.3. Evrişimli Sinir Ağı Modelleri

2.6.3.1. LeNet

LeNet 1998 yılında Lecun tarafından tanıtılan ilk evrişimli sinir ağıdır. Birçok banka, 32×32 piksel gri tonlamalı giriş görüntülerinden yapılan dijital çeklerdeki rakamları sınıflandırmak ve el yazısı numaralarını bulmak için kullanmıştır. Ancak bu

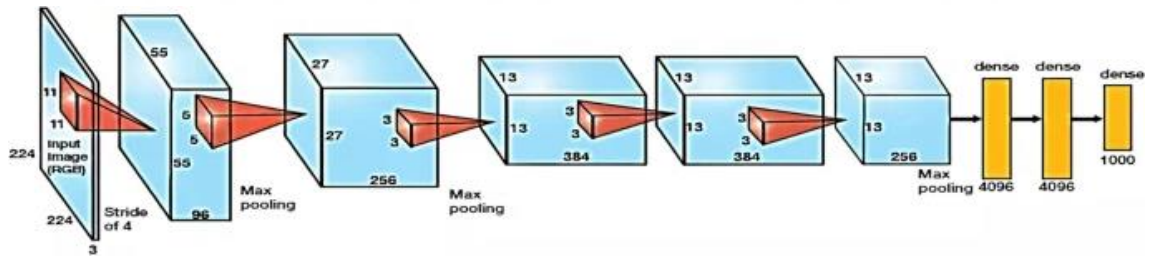
strateji bilgisayar kaynakları ile sınırlıdır çünkü yüksek çözünürlüklü görüntü işleme derin ve daha fazla evrişimsel katman gerektirir [82] (Şekil 2.16).



Şekil 2.16. LeNet evrişimli sinir ağı mimarisi [82]

2.6.3.2. AlexNet

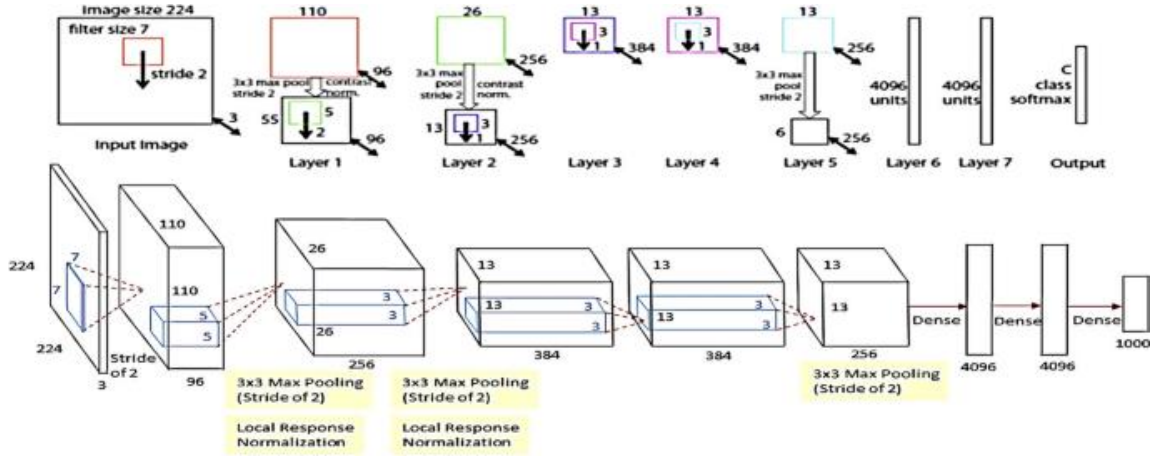
AlexNet'in ağı mimarisi LeNet'ten daha derindir. Ek olarak, her katmanın ek filtreleri ve evrişimsel katman yığınları vardır. Tipik bir AlexNet 11 katmana sahiptir, bunlar 5 evrişimsel katman, 3 maksimum havuzlama katmanı ve 3 tam bağlı katmandır [83]. AlexNet 2012'de, ImageNet Büyük Ölçekli Görsel Tanıma Yarışmasını (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge-ILSVRC) kazanarak tüm rakiplerini geride bırakmış ve bu algoritma ile bilgisayarlı nesne tanıma hata oranı %26'dan %15.3'e düşürülmüştür [82] (Şekil 2.17).



Şekil 2.17. AlexNet evrişimli sinir ağı mimarisi [82]

2.6.3.3. ZFNet

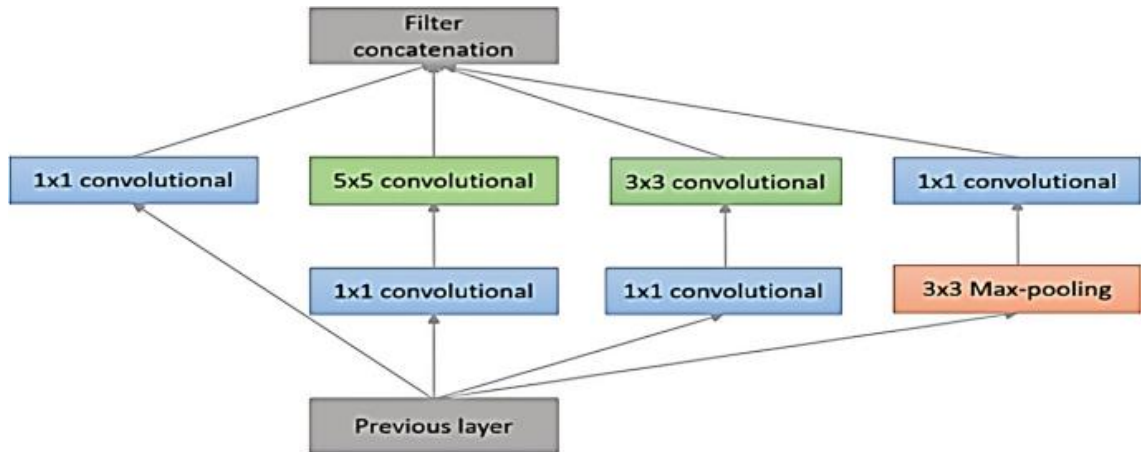
Bu mimari AlexNet mimarisinin geliştirilmiş halidir. AlexNet'in hiper parametreleri aynı yapı üzerinde değiştirilirken daha fazla derin öğrenme özelliği eklenerek oluşturulmuştur [82]. ZFNet, nesne tanımda %11.2'lik hata oranıyla 2013 yılında ILSVRC'yi kazanmıştır [84]. ZFNet'in mimarisinde, ağırlıkların ve ağı parametrelerinin sayısını azaltmak için AlexNet'in uyguladığı 11x11 boyutlu filtreler yerine, 7x7 boyutundaki filtreler ve havuzlama katmanında 2 adım kayma miktarı kullanılmıştır [82, 84] (Şekil 2.18).



Şekil 2.18. ZFNet evrişimli sinir ağı mimarisi [82]

2.6.3.4. GoogleNet/Inception(Inception V1)

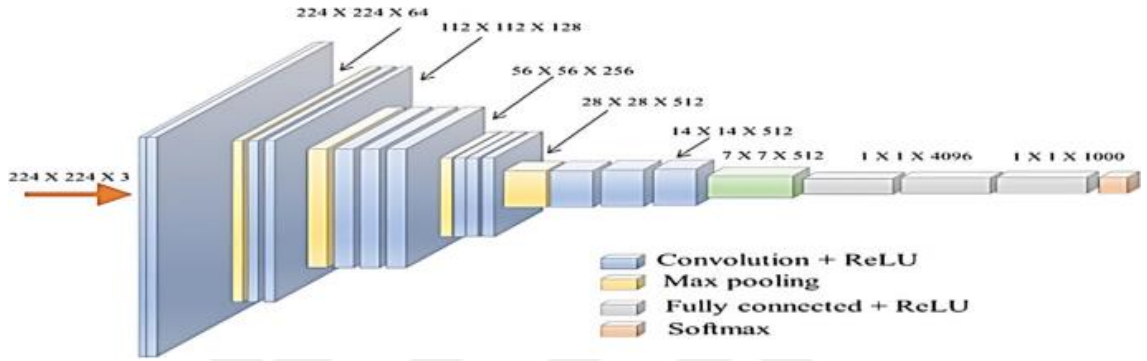
GoogleNet, Google'ın 22 katmanlı mimarisi olup, insan düzeyi performansa daha yakın olan %6.67'lik bir hata oranına sahiptir ve ILSVRC 2014 yarışmasını kazanmıştır. Bu mimari, bir görüntüde yakın pikseller arasındaki korelasyona odaklanır. Başlangıç modülü bu derin sinir ağının önemli bileşenini oluşturur. GoogleNet'in dokuz başlangıç modülü vardır. Ağın derinliğini ve genişliğini artırmak ve performanstan ödün vermeden boyut azaltmak için 1 x 1 evrişimler kullanır. 1 x 1 evrişim, aşırı uyum sorununu giderir ve model boyutunu azaltmaya yardımcı olur. GoogLeNet, tam bağlantılı katmanlar yerine ortalama havuzlama kullanarak çok sayıda parametreyi ortadan kaldırır. GoogleNet'in sadece 4 milyon parametresi varken AlexNet'in 60 milyon parametresi vardır [84, 85] (Şekil 2.19).



Şekil 2.19. GoogleNet evrişimli sinir ağı mimarisi [82]

2.6.3.5. VGGNet

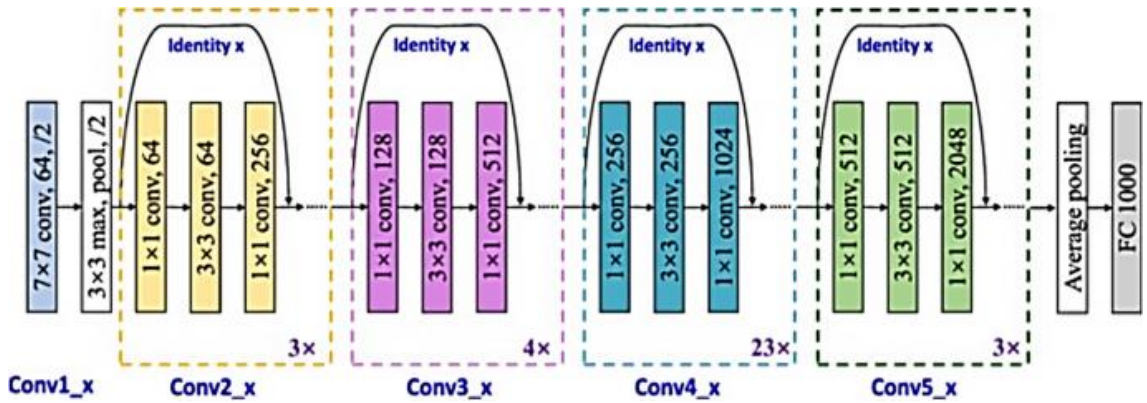
Visual Geometry Group tarafından icat edilen VGGNet, ILSVRC 2014'ün ikincisidir. VGGNet'in yaygın olarak kullanılan iki varyasyonu, sırasıyla 16 ve 19 katman içeren VGG-16 ve VGG-19'dur. VGGNet, 3×3 filtreden oluşan bir yığın tarafından oluşturulur. Büyük filtreler yerine 3×3 filtrelerin kullanılması parametre sayısını büyük ölçüde azaltmaktadır. Mimari, bir dizi evrişimsel katmanın ardından üç tam bağlantılı katman ve son olarak bir soft-max katmanından oluşur [82, 85] (Şekil 2.20).



Şekil 2.20. VGGNet evrişimli sinir ağı mimarisi [82]

2.6.3.6. ResNet

2015 yılında He ve arkadaşları tarafından ResNet ile iki evrişimli katmandan ve önceki bloğun çıktısını değiştirilmeden bir sonraki bloğa aktaran parametrelendirilmemiş bir kısayol bağlantısından oluşan artık bloğu tanıtılmıştır [86]. VGGNet ile karşılaştırıldığında, ResNet nispeten basittir ve 152 katmana sahiptir. Sadece %3.57'lik hata oranıyla insan performansını geride bırakır. "Bağlantıları atlama" içerir ve yoğun toplu normalizasyona sahiptir [82] (Şekil 2.21).



Şekil 2.21. ResNet evrişimli sinir ağı mimarisi [82]

2.6.3.7. R-CNN, Mask R-CNN, Fast R-CNN ve Faster R-CNN Modelleri

R-CNN, Bölgesel Tabanlı Evrişimsel Sinir Ağları (Regional-based Convolutional Neural Networks) anlamına gelir ve temel olarak iki adımdan oluşur: seçici arama ve CNN özellik çıkarma. İlk olarak, seçici arama yardımıyla, ilgilenilen olası sınırlayıcı kutu bölgesi sayısını belirler. Daha sonra, sınıflandırma için her bölgeden CNN özelliklerini çıkarır. R-CNN'nin birincil amacı giriş görüntüsünü almak ve sınırlayıcı kutular oluşturmak olsa da her sınırlayıcı kutu nesnelerin yanı sıra nesnenin kategorisini de içerir [87].

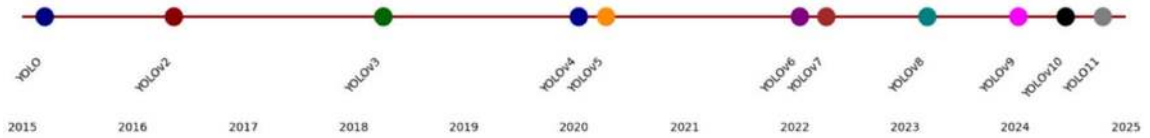
Fast R-CNN, R-CNN' nin genel doğruluğunu artırır. Her nesne önerisini ayrı ayrı işlemek yerine, tüm görüntüden özellikleri tanımlamak için tek bir CNN uygulayarak ve CNN'nin özellik haritasını sabit bir boyuta bükerek her nesne önerisinden özellikler çıkarmasına olanak tanıyan bir ilgi alanı (ROI) sunar. Fast RCNN'nin dezavantajı, iyi performans göstermesi için büyük miktarda eğitim verisine bağımlı olmasıdır. Bunun nedeni, ağı verilerden nesne sınıflarının temsillerini öğrenmesi gerekliliğidir. Yeterli veri olmadan, ağ sınıfların doğru temsillerini öğrenemeyebilir ve bu da zayıf algılama performansına yol açabilir [88]. Faster R-CNN, Fast R-CNN'nin güvenilirliğinin yanı sıra hızını da artırır. Bir bölge önerisi ağı (region proposal network-RPN) ekleyerek, özellik çıkarma için kullanılan CNN'den gelen evrişim katmanlarını üst üste bindirir. RPN, ayrı bir bölge önerisi algoritmasına güvenmek yerine, doğrudan özellik haritasından nesne önerileri üretir. Bu, tüm algılama hattının baştan sona eğitilmesine olanak tanır ve bu da nesne algılama için gereken aralıkları ve hesaplama kaynaklarını büyük ölçüde azaltır. Ancak, Faster R-CNN, omurga ağı tarafından oluşturulan özellik haritalarının sınırlı çözünürlüğü nedeniyle küçük nesneleri algılamakta zorluk çekebilir [88].

Mask R-CNN her bir ROI üzerindeki segmentasyon maskelerini tahmin etmek için ek bir bölüme sahip Faster R-CNN'nin bir uzantısıdır. Bir görüntü veya videodaki nesneler arasında ayrım yapabilir. Genellikle iki aşamadan oluşur. İlk aşamada, bir giriş görüntüsündeki bölgeler hakkında öneriler üretir. İkinci aşamada, sınırlayıcı kutular ile nesnenin sınıfını tahmin eder ve ilk aşama önerisine dayanarak nesnenin piksel düzeyinde maskeler üretir. Her iki aşama da omurga yapısına bağlıdır. Mask R-CNN küçük nesnelerde, orta nesnelerde ve büyük nesnelerde daha iyi genel performansa sahiptir [87].

2.6.3.8. YOLO (You Only Look Once)

YOLO, 2015 yılında Joseph Redmon ve arkadaşları tarafından 'You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection' başlıklı bir makale yayımlanmasıyla tanıtıldı. Makale, nesne algılamayı yeniden çerçevlendirdi ve esasen görüntü pikselleriyle başlayıp sınırlayıcı kutu ve sınıf olasılıklarına geçen tek geçişli bir regresyon problemi olarak sundu. 'Birleşik' konseptte dayalı önerilen yaklaşım, birden fazla sınırlayıcı kutu ve sınıf olasılığının eş zamanlı tahminini mümkün kılarak hem hızı hem de doğruluğu artırdı [89].

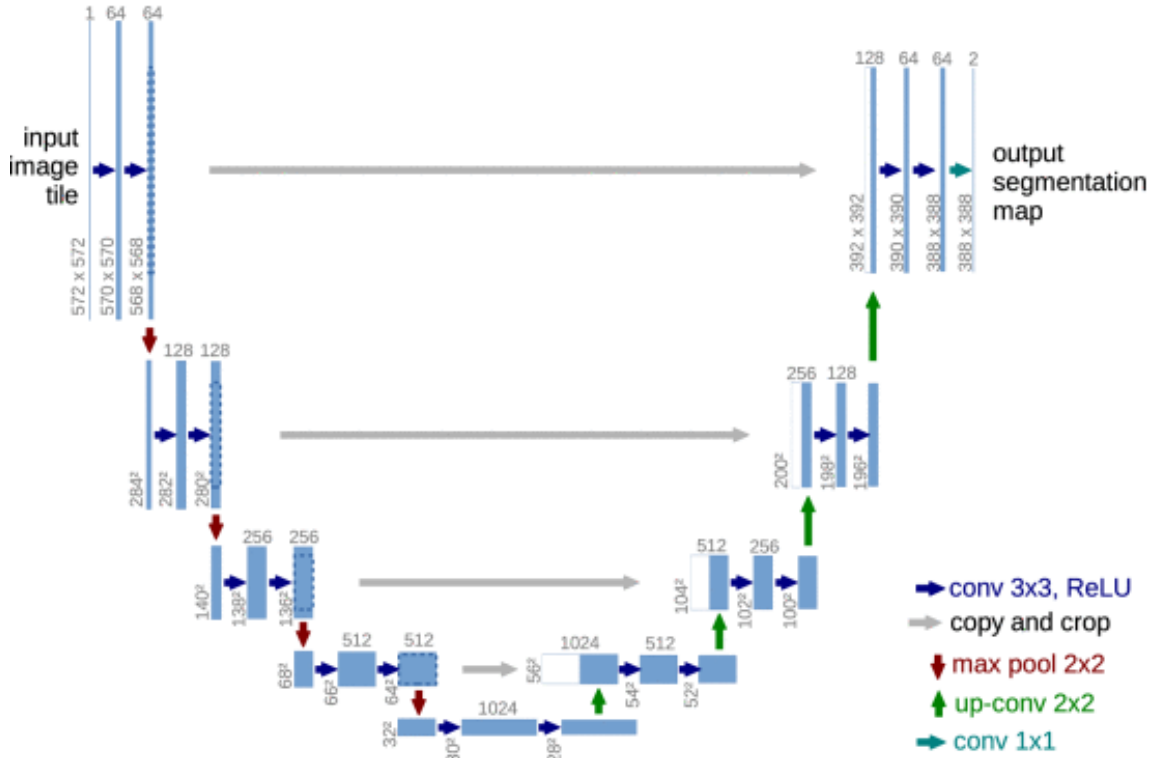
YOLO ailesi hızla evrimleşmeye devam etti. Joseph Redmon bu modelin çeşitli sürümlerini geliştirmeyi YOLO-v3'te durdurmuş olsa da, bu mimari farklı araştırmacılar tarafından YOLO-v11 geliştirildi. YOLO evrim zaman çizelgesi Şekil 2.22'de gösterilmektedir [89].



Şekil 2.22. YOLO versiyonlarının zaman çizelgesi [90]

2.6.3.9. U-Net

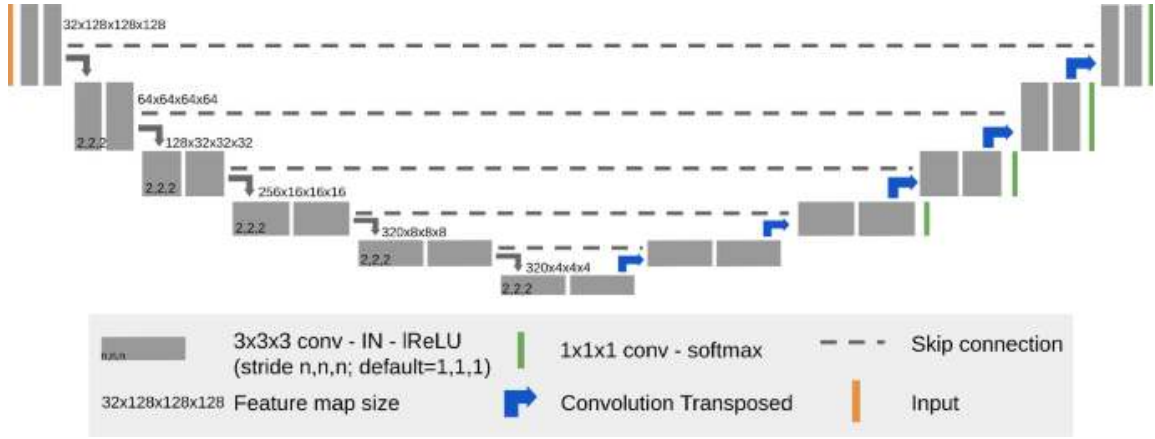
Bir U-net mimarisinin temel yapısı iki yoldan oluşur. İlk yol, kodlayıcı veya analiz yolu olarak da bilinen, düzenli bir evrişim ağına benzeyen ve sınıflandırma bilgisi sağlayan büzülme yoludur. İkincisi, kod çözücü veya sentez yolu olarak bilinen, büzülme yolundan gelen özelliklerle yukarı evrişimler ve birleştirmelerden oluşan bir genişleme yoludur. Bu genişleme, ağın yerelleştirilmiş sınıflandırma bilgilerini öğrenmesini sağlar. Ek olarak, genişleme yolu ayrıca çıktının çözünürlüğünü de artırır ve çözünürlüğü artmış çıktı daha sonra tamamen segmentlere ayrılmış bir görüntü oluşturmak için son bir evrişim katmanına geçebilir. Ortaya çıkan ağ neredeyse simetriktir ve ona u benzeri bir şekil verir [91] (Şekil 2.23).



Şekil 2.23. U-Net evrişimli sinir ağı mimarisi [92]

2.6.3.10. nnU-Net (Neural Network U-Net)

Bu model, çeşitli parametreleri giriş verilerine göre otomatik olarak optimize ederek öğrenir ve tıbbi görüntü verileri için üstün performansa sahiptir [93]. U-Net çerçevesi üzerine inşa edilmiştir ve bir kodlayıcı, bir kod çözücü ve atlama bağlantıları olmak üzere üç ana bileşenden oluşan güncel bir mimaridir. Kodlayıcı, görüntüyü etkili bir şekilde analiz etmek ve ilgili özellikleri çıkarmak için alt örneklemeyi kolaylaştırırken, kod çözücü bölümlere ayrılmış bir maske üretmekten sorumludur. Segmentasyon doğruluğunu artırmak ve ayrıntı kaybını azaltmak amacıyla, atlama bağlantıları kodlayıcıdan aktarılan aynı çözünürlükteki özellik haritalarını kod çözücüde yukarı örneklenmiş özellik haritalarıyla birleştirir. Ayrıca bu model ile ön işleme, ağ mimarisi, eğitim ve son işleme dahil olmak üzere kendini otomatik olarak yapılandıran derin öğrenmeye dayalı bir segmentasyon yöntemi geliştirilmiştir [91] (Şekil 2.24).



Şekil 2.24. nnU-Net evrişimli sinir ağı mimarisi [94]

2.6.4. Segmentasyon

Görüntü işleme teknikleri, gelişmiş yöntemler ve araçlarla birlikte çeşitli uygulamalarda giderek daha önemli hale gelmektedir. Görüntü segmentasyonu, görüntü işleme teknikleri arasında önde gelen ve odak noktası haline gelen örnek bir konudur. Görüntü segmentasyonu, bir görüntüyü belirgin bir şekilde homojen özelliklere sahip alt bileşenlere ayırma tekniğidir ve bu işlem, faydalı bilgilerin çıkarılmasına olanak tanır [95].

2.6.4.1. Segmentasyon Teknikleri

Son dönemde birçok çalışma, görüntü segmentasyon süreçlerine odaklanmaktadır. Literatürde çeşitli segmentasyon yöntemleri ve algoritmaları ele alınmıştır. Bu yaklaşımlar, geleneksel tıbbi segmentasyon tekniklerindeki farklı kısıtlamaları aşmayı hedefler. Ancak, tüm görüntü türleri için “tek bir en iyi yöntem” bulunmamaktadır; her teknik yalnızca belirli görüntü tipleri ve uygulamalar için uygun olacaktır. Görüntü segmentasyon yöntemleri genel olarak şu başlıklar altında toplanabilir; Eşikleme (Thresholding), Bölge büyütme ve bölge bölme/birleştirme (Region growing & region splitting and merging), Kümeleme (Clustering), Kenar algılama (Edge detection), Model tabanlı yöntemler (Model-based methods). Tüm bu teknikler, temelde iki kavrama dayanır: yoğunluk değerlerindeki ani değişimler (discontinuity) ve pikseller arasındaki benzerlik (similarity). Süreklilik dışı değişim yaklaşımında, görüntüdeki ani yoğunluk farkları veya gri seviye değişimleri temel alınarak segmentasyon yapılır; burada amaç genellikle ayrı noktaların belirlenmesidir. Diğer yöntemde ise, önceden tanımlanmış

kriterlere göre benzer yoğunluk aralığında olan pikseller bir araya getirilir; bu kapsama eşikleme, bölge büyütme ve bölge bölme/birleştirme teknikleri girer [95, 96].

2.6.5. Derin Öğrenme Kütüphaneleri

Derin öğrenme kütüphaneleri, yapay sinir ağları ve derin öğrenme modelleri geliştirmek ve eğitmek için kullanılan yazılım araçlarıdır. Derin öğrenme yöntemlerini uygulamak için Python, MATLAB, Java, Java Script, .Net, C++, vb. gibi çeşitli programlama dilleri kullanılmaktadır. Son birkaç yılda farklı programlama dilleri ve arayüzleri için çeşitli derin öğrenme kütüphanesi ortaya çıkmıştır [97].

Tensorflow: TensorFlow, Google Brain ekibi tarafından geliştirilen, veri akışı grafiklerini kullanarak sayısal hesaplama yapan açık kaynaklı bir makine öğrenimi kütüphanesidir. DistBelief sistemine dayanan bu ikinci nesil YZ altyapısı, N boyutlu diziler (tensor) ve veri akışı (flow) mantığıyla çalışır. Kullanıcıların sinir ağları ve diğer makine öğrenimi modellerini programlamasını, eğitmesini ve üretime dağıtmasını sağlar [98-100].

Keras: Başlangıç düzeyindeki kullanıcılar için ideal olan yüksek seviyeli bir derin öğrenme kütüphanesidir. Model oluşturma, eğitim ve değerlendirme işlemlerini basitleştiren bir ara yüz sunar. En önemli özelliği TensorFlow ve Theano kütüphaneleri üzerinde de çalışabiliyor olmasıdır [101].

MXNet: Keras gibi yüksek seviye kütüphanedir, bir polyglot (çok dilli) olmasından dolayı, farklı dillerde model paylaşan ekipler için harika çözümler sunmaktadır. Diğer bir avantajı ise dağıtılmış bilgi işlemini desteklemesidir [102].

Microsoft CNTK: Konuşma, görüntü, el yazısı ve metin verileri için verimli derin sinir ağı eğitimi uygular. Ağı, matris toplama/çarpma veya yapı blokları ile evrişim gibi vektör işlemlerinin sembolik bir grafiği olarak belirtir [99].

Caffe: Derin sinir ağları Caffe'de katman katman tanımlanır. Katman, bir modelin özü ve hesaplamanın temel birimidir. Veri, Caffe'ye veri katmanları aracılığıyla girer. CNN'lerle görüntü işlemeye uygundur [99]. Caffe aynı zamanda derin öğrenme alanındaki tüm kodu, algoritmayı ve ayrıntıları açık hale getiren ilk tamamen açık çerçevedir [98].

Torch: Lua programlama diline dayalı makine öğrenimi algoritmaları için geniş desteğe sahip bilimsel bir hesaplama çerçevesidir. Esas olarak büyük ölçekli öğrenme (konuşma, görüntü ve video uygulamaları), denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme,

pekiştirmeli öğrenme, optimizasyon, grafiksel modeller, görüntü işleme için kullanılır [99].

PyTorch: Python, C ve CUDA'da yazılmıştır. PyTorch, güçlü grafik işleme birimi (graphics processing unit–GPU) hızlandırmasıyla tensör hesaplamayı ve bant tabanlı bir otomatik derecelendirme sistemi üzerine inşa edilmiş derin sinir ağlarını destekler. Karmaşık mimarilerin kolayca inşa edilmesine izin verdiği için popüler hale gelmiştir [99].

Theano: Theano, derin öğrenme kütüphanesinin başlangıcı olan 2007 yılında doğdu. Theano'nun resmi tanıtımına göre Theano, çok boyutlu dizileri içeren matematiksel ifadeleri verimli bir şekilde tanımlamaya, optimize etmeye ve değerlendirmeye olanak tanıyan bir Python kütüphanesidir [98].

Chainer: Chainer, derin öğrenme modelleri için Python tabanlı, bağımsız, açık kaynaklı bir çerçevedir. Endüstriyel uygulamalara yönelik kütüphaneler sağlar [99].

Scikit-learn: Scikit-learn, Python'da geliştirilen açık kaynaklı bir makine öğrenimi kütüphanesidir. 2007'de başlatılmış olup NumPy ve SciPy'ye dayanır. Sınıflandırma, regresyon, kümeleme, boyut azaltma, model seçimi ve veri ön işleme işlevlerini sunar. Kolay kullanımı, verimli algoritmaları ve küçük/orta ölçekli verilerde yüksek performans sağlaması avantaj iken; GPU desteği ve derin öğrenme özelliklerinin olmaması nedeniyle büyük veri setlerinde sınırlıdır [98].

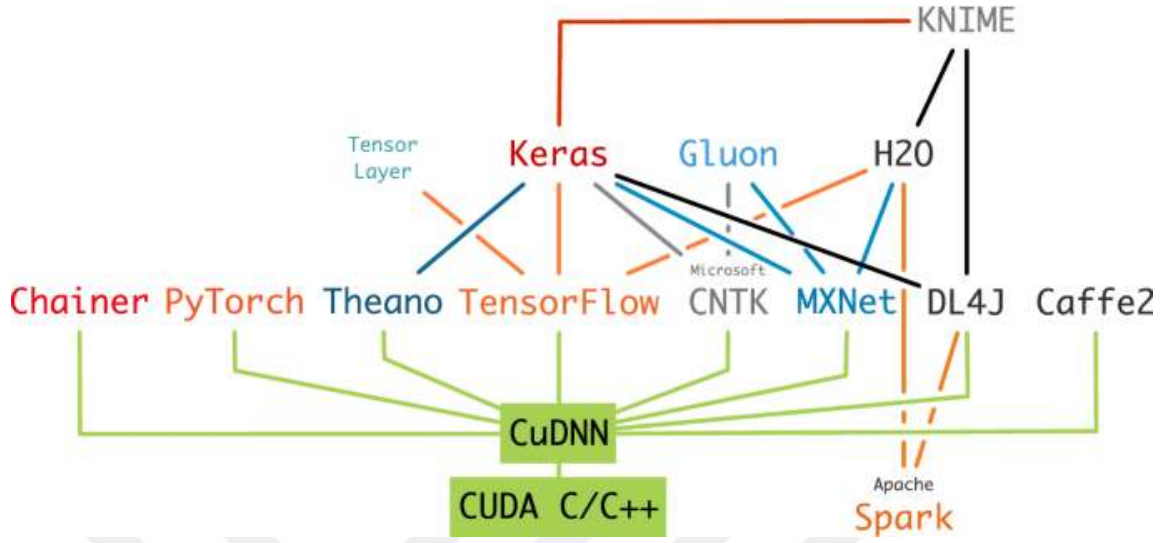
DeepLearning4J (DL4J): Deeplearning4J (DL4J), Haziran 2014'te Skymind tarafından yayınlanan, temel amacı tak-çalıştır çözüm prototipi oluşturmak olan Java ve Scala tabanlı açık kaynaklı dağıtılmış derin öğrenme kütüphanesidir [98].

CNTK: CNTK (Microsoft Cognitive Toolkit), Microsoft Araştırma Laboratuvarı'nın (MSR) açık kaynaklı derin öğrenme çerçevesidir. CNTK, RNN ve CNN tipi ağ modellerini destekler; bu da görüntü, el yazısı tanıma ve ses tanıma sorunlarıyla başa çıkmada iyi bir seçimdir [98].

Lasagne: Lasagne, Python ile yazılmış ve Theano üzerine inşa edilmiştir. Esasen, Theano'yu doğrudan kullanmaktan daha kolay ağ oluşturmayı sağlayan ince bir sarmalayıcıdır. Bu nedenle, performansı büyük ölçüde Theano'nun temel performansını yansıtır [103].

Diğer Kütüphaneler: Daha spesifik görevlere odaklanan başka açık kaynaklı çözümler de vardır. Örneğin, Nolearn, derin olasılık ağlarının (deep belief networks) iyi bir uygulamasını sunar. Sklearn-theano, Theano kütüphanesiyle çalışmak için scikit-learn'ün sözdizimine uygun bir programlama yapısı sağlar. Paddle, doğal dil işleme için

daha iyi yetenekler sunarken, H2O çözümleri büyük veri analitiğine yöneliktir ve Spark gibi yazılım çözümleriyle iyi bir şekilde entegre olur [103] (Şekil 2.25).



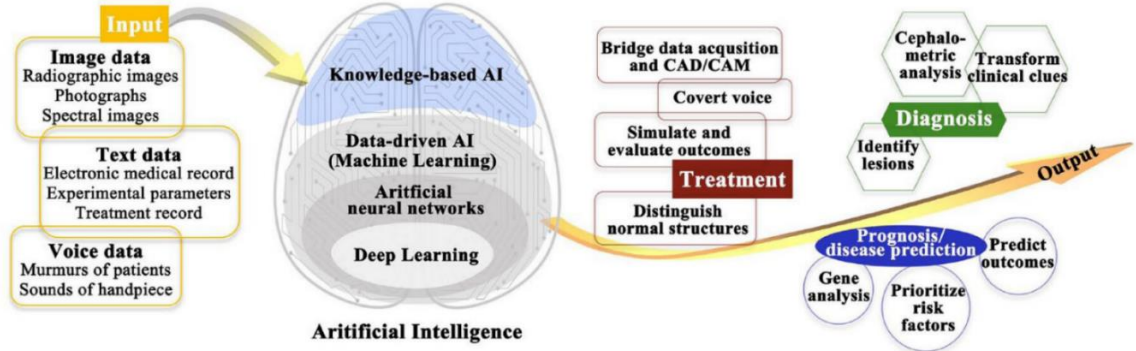
Şekil 2.25. Çeşitli uygulama seviyelerinde katmanlaşan en popüler derin öğrenme çerçeveleri ve kütüphaneleri [99]

2.7. Diş Hekimliğinde Yapay Zeka Kullanımı

Diş hekimliğinde YZ'nin çoğu uygulaması denetimli öğrenme (supervised learning) yaklaşımına dayanır. Bu yöntemde eğitim verileri, hastaların özellikleri (örneğin yaş, cinsiyet, çürük sayısı vb.) ile “gerçek sonuç” (örneğin, önceki endodontik tedavi öyküsü olup olmaması) arasında ilişki kurar. ANN, çok sayıda nöron bağlantısına sahip biyolojik sinir sistemini taklit eder ve bu verilerden ilişkileri öğrenir. YZ, farklı klinik problemlere çözüm getirerek hekimlerin iş yükünü azaltma potansiyeline sahiptir. Diş hekimliği uygulamalarında henüz tam olarak rutinleşmemiş olsa da, robotik destek, dental görüntü tanıma, çürük tespiti, radyografi, elektronik kayıt tutma alanlarında etkisini göstermektedir [104].

YZ alanındaki gelişmeler, sağlık hizmetlerinde birçok potansiyel avantaj sunar : ameliyat sonrası komplikasyonların azalması, yaşam kalitesinin artması, karar verme süreçlerinin iyileşmesi ve gereksiz işlemlerin önemli ölçüde azalması örnek olarak verilebilir [72]. Toplumda hâlihazırda kullanılan güncel YZ sistemlerinin temel bileşenlerinin bilinmesi, YZ'yi kapsamlı biçimde anlayabilmek için oldukça önemlidir [72]. YZ bilgisayarın, verileri kullanarak kendi zekâsını gösterebilmesi ve sorunları çözebilme kapasitesidir [73].

Diş hekimliğinde, YZ uygulamaları çoğunlukla sanaldır ve lezyonlar ile normal yapılar arasında ayırım yapmak, risk faktörlerini belirlemek ve olası sonuçları simüle edip değerlendirmek için YZ algoritmaları kullanır. Avrupa'da YZ'nin Doğru Gelişimi ve Kullanımına İlişkin Barselona Bildirgesi'ne göre sanal YZ metodolojileri temelde bilgi tabanlı ve veri odaklı YZ olarak ikiye ayrılır [105, 106] (Şekil 2.26).



Şekil 2.26. YZ'nin hiyerarşisine ve başlıca diş hekimliği uygulamalarına genel bakış. CAD/CAM, bilgisayar destekli tasarım/bilgisayar destekli üretim [105]

YZ, diş hekimliğindeki teknolojik gelişmeler ve dijitalleşme sayesinde yaygınlaşmaktadır. Birçok diş hekimliği alanında artık bilgisayarlar tarafından destek alınabilmektedir. Diş hekimliğindeki YZ'ler, teşhis sürecini daha doğru, hızlı ve verimli hale getirmek için kullanılabilir [69].

Shortliffe [107], Chae ve ark. [108] ile Schleyer ve ark. [109], diş hekimlerinin klinik karar verme süreçlerinde YZ ve bilgisayar tabanlı uygulamalara; giderek daha fazla bağımlı hale geldiğini, bu teknolojilerin tanı, tedavi planlaması ve veri analizi alanlarında önemli kolaylıklar sağladığını bildirmiştir. Literatürde, dişlerin radyografiler üzerinde tespiti, segmentasyonu, sınıflandırılması ve numaralandırılması gibi çalışmalar önemli bir yer tutmaktadır. Tuzof ve arkadaşları, panoramik radyografiler üzerinde Faster R-CNN mimarisine dayalı bir YZ modeli kullanarak diş tespiti ve numaralandırmasında, YZ modellerinin uzmanlara benzer tanısal performans gösterdiğini bildirmiştir. KIBT görüntülerinin kullanıldığı başka bir çalışmada ise, YZ modeli diş segmentasyonunda yüksek doğruluk oranı ile başarılı sonuçlar elde etmiştir [110, 111].

2.7.1. Oral Diagnoz ve Radyoloji

Dashti ve ark. YZ'nin radyografik görüntülerden elde edilen verileri analiz ederek diş çürüğü, periodontal hastalıklar ve diğer ağız patolojilerinin erken tanısında önemli bir

rol oynadığını, ayrıca tedavi planlamasında klinisyenlere destek sağladığını bildirmiştir [112]. Nayak ve ark. [113], Uthoff ve ark. [114] ve Aubreville ve ark. [115] yaptıkları çalışmalar, YZ modellerinin ağız kanserinin erken tanısında yüksek doğruluk, özgüllük ve duyarlılık oranlarına ulaşabildiğini; derin öğrenme ve sinir ağı tabanlı sistemlerin, özellikle lezyonların görüntü analizi yoluyla prekanseröz ve malign dokuların ayırımında uzmanlarla benzer veya daha üstün performans sergilediğini göstermiştir. Ariji ve ark. [116], derin öğrenme sistemlerinin BT görüntülerinde servikal lenf nodu metastazlarını tanımlamada eğitimli radyologlarla benzer doğrulukta sonuçlar verdiğini, hatta bazı durumlarda ekstra-nodal uzantıların tespitinde radyologlardan daha yüksek performans gösterdiğini bildirmiştir.

2.7.2. Ağız, Diş ve Çene Cerrahisi

Yılmaz ve ark. yaptıkları çalışmada KIBT görüntülerinde periapikal kist ile keratokistik odontojenik tümörü ayırt etmek için bilgisayar destekli tanı (Computer-Aided Diagnosis – CAD) sisteminin performansını değerlendirmişlerdir [117]. Bouletreau ve ark. yaptıkları çalışmada ise YZ'nin ortognatik cerrahide tanı, planlama, ameliyat navigasyonu ve postoperatif değerlendirme alanlarında devrim niteliğinde yenilikler sunduğunu; bu teknolojilerin cerrahi doğruluk, verimlilik ve hasta memnuniyetini artırma potansiyeline sahip olduğunu belirtmiştir [118].

2.7.3. Restoratif Diş Hekimliği

Diş çürükleri en sık görülen diş hastalığıdır ve bu nedenle erken evrede tespit edilmesi çok önemlidir. Radyolojik görüntülerde diş çürüklerinin tespiti, muayene sürecini daha hızlı ve daha hassas hâle getiren sinir ağı ile desteklenebilmektedir. Konservatif diş hekimliğinde sinir ağlarının kullanımı hızla gelişmekte olup, henüz yaygınlaşmamıştır. Bu algoritmalar, görüntüdeki gürültü ve düşük kontrast nedeniyle birbirine oldukça benzeyen anatomik ve patolojik yapıların kenarlarını belirlemede etkili bir şekilde kullanılabilmektedir [69].

2.7.4. Endodonti

Klinik uygulamalara yönelik endodontik YZ araştırmalarındaki gelişmeler arasında periapikal lezyonların, kırıkların, rezorpsiyonların veya kök kanal anatomisinin tespiti ve teşhisi ile klinik tedavi sonucu tahminleri yer almaktadır [119]. YZ ve sinir ağı

tabanlı modeller, endodontide hem radyolojik görüntülerin değerlendirilmesi hem de moleküler düzeyde verilerin analizi açısından önemli yenilikler sunmaktadır. Saghiri ve ark., ANN kullanarak apikal foramenin lokalizasyonu ve kanal uzunluğunun belirlenmesi üzerine yaptıkları çalışmada, bu sistemlerin uzmanlardan daha yüksek doğrulukla sonuç verebildiğini göstermiştir. Setzer ve ark., KIBT görüntülerinde derin öğrenme yöntemleri kullanarak periapikal lezyonları başarıyla tespit etmiş ve yapay zekânın endodontik tanıda güvenilir bir araç olabileceğini belirtmiştir. Benzer şekilde, Orhan ve ark. KIBT görüntülerinde CNN tabanlı modellerle periapikal lezyon tespitinde deneyimli klinisyenlerle benzer doğrulukta sonuçlar elde etmişlerdir. Ekert ve ark. ise panoramik radyografilerde periapikal lezyonları tespit etmek için CNN kullanmış ve özellikle molar dişlerde yüksek duyarlılık değerleri elde ederek YZ'nin radyografik analizde etkinliğini vurgulamıştır. Görüntüleme dışındaki bir alanda, Poswar ve ark. YZ'yi kullanarak radiküler kistler ve periapikal granülomların gen ekspresyon profillerini analiz etmiş ve bu iki lezyonun yalnızca inflamatuvar süreçlerle değil, biyolojik açıdan da farklılık gösterdiğini ortaya koymuştur [120-123].

2.7.5. Ortodonti

YZ ortodonti alanında yaygın olarak kullanılmaktadır. Ortodontide en sık kullanılan algoritma türleri ANN, CNN, SVM ve regresyon algoritmalarıdır [124]. Ortodonti alanında YZ algoritmaları, sefalometrik landmarkların belirlenmesi ve diş çekimi gerekliliğinin saptanması gibi amaçlarla kullanılmaktadır. Kunz ve ark. [125], lateral sefalometrik radyografilerde ortodontik işaret noktalarının tespitinde YZ modeli ile hekimler arasında anlamlı bir fark bulunmadığını bildirmiştir. Başka bir çalışmada KIBT üzerinde otomatik olarak tespit edilen sefalometrik ölçümler ile manuel ölçümler arasında da istatistiksel fark olmadığı gösterilmiştir [126]. Ortodontik tedavide diş çekimi ihtiyacını belirlemeye yönelik geliştirilen bir YZ modeli , çekimli ve çekimsiz tedavi planlamasında yüksek doğruluk oranı sergilemiştir [127]. Ayrıca Duman ve ark. [128] ortodontik ölçümlerde sık kullanılan S noktasının belirlenmesinde önemli bir yapı olan sella tursikanın segmentasyonu ve şekil sınıflandırması için CNN tabanlı bir model kullanmış ve her iki alanda da başarılı sonuçlar elde etmiştir.

2.7.6. Periodontoloji

Periodontal hastalık, birden fazla nedensel faktörün aynı anda ve etkileşimli olarak katkıda bulunduğu karmaşık bir inflamatuvar durumdur [105]. Krois ve ark. yaptıkları çalışmada panoramik diş radyografilerinde periodontal kemik kaybını tespit etmek için derin CNN'ler uygulamışlardır [129]. Feres ve ark. SVM tabanlı bir model kullanarak mandibular dişeti biyofilminden elde edilen mikrobiyal profiller aracılığıyla agresif ve kronik periodontitis olgularını başarılı bir şekilde ayırt edebilmiş ve makine öğrenimi yöntemlerinin periodontal hastalıkların sınıflandırılmasında etkili bir araç olabileceğini göstermiştir [130]. Jun-Young Cha ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, kemik kaybı yüzdesi otomatik sistem tarafından hesaplanmış ve sınıflandırılmıştır [131].

2.7.7. Protetik Diş Hekimliği

YZ modelleri, diş preparasyonlarının bitiş çizgisinin haritalanması veya bilgisayar destekli tasarım (CAD) yöntemleri kullanılarak diş restorasyonlarının otomatik tasarımı için diş anatomisi seçimine yardımcı olmak gibi farklı protez uygulamaları için uygulanmıştır [132]. Alshadidi ve ark. YZ'nin protetik uygulamalarda anormalliklerin tanımlanması, hasta özelinde protez tasarımı ve klinik karar destek sistemlerinde kullanılabileceğini; bu teknolojilerin doğruluk, verimlilik ve hasta memnuniyetini artırarak geleneksel yöntemlere önemli katkılar sunduğunu bildirmiştir [133]. Schwendicke ve ark. YZ'nin protetik uygulamalarda tanı, dijital tasarım, üretim ve klinik uygulama süreçlerine entegre edilmesinin; tedavi doğruluğunu, verimliliğini ve kişiselleştirilmiş hasta bakımını artırma potansiyeline sahip olduğunu, ancak bu teknolojilerin yaygın kullanımı için etik, teknik ve yasal altyapıların geliştirilmesi gerektiğini vurgulamıştır [134].

2.7.8. Pediatrik Diş Hekimliği

YZ modelleri, süt dişlerinde plak tespiti, çocukların ağız sağlığı durumu ve tedavi ihtiyaçlarının tahmini, diş çürüklerinin saptanması ve sınıflandırılması, fissür örtücülerin tespiti ve kategorizasyonu gibi alanlarda başarıyla kullanılmaktadır. Ayrıca, kronolojik yaşın belirlenmesi, dişlerin otomatik tespiti ve grafiklenmesi, süpernümerer ve meziodens dişlerin tanımlanması gibi işlemlerde de etkili sonuçlar vermektedir. YZ, çocuk diş hekimliğinde daha az deneyimli klinisyenlerin tanısal doğruluğunu artırmakta, bireysel ve toplumsal düzeyde risk gruplarının belirlenmesine katkı sağlamakta ve önleyici ağız

sağlığı stratejilerinin geliştirilmesine yardımcı olmaktadır [135]. Turosz ve ark. çocuk hastalara ait panoramik grafilerin YZ ile değerlendirilmesi üzerine yaptıkları klinik çalışmada, algoritmanın çürük, eksik diş, dolgu, kanal dolgu ve endodontik lezyon gibi bulguları yüksek doğrulukla tespit ettiğini ve YZ'nin pedodontide tanısal süreçleri destekleyebilecek güvenilir bir araç olabileceğini göstermiştir [136]. Rokhshad ve ark. YZ modellerinin erken çocukluk çağı çürüklerinin tespiti ve risk tahmininde yüksek doğrulukla sonuç verdiğini, bu nedenle erken tanı ve koruyucu diş hekimliği uygulamalarında etkili bir araç olabileceğini bildirmiştir [137].

Yukarıda belirtilen çalışmalara ek olarak, panoramik veya KİBT görüntüleri üzerinde meziodens gibi süpernumere dişlerin [138], maksiller sinüs lezyonlarının [139], ve mandibular fraktürlerin [140] otomatik teşhisi gibi birçok alanda akıllı algoritmalar geliştirilmiştir.

Bu çalışmanın birincil amacı, Dice katsayısı ≥ 0.7 seviyesinde klinik olarak kabul edilebilir doğruluk elde eden, sağlam ve otomatik bir VBAK segmentasyon sistemi geliştirmektir. İkincil hedefler; mevcut yöntemlere kıyasla üstün performans sergilemek, klinik iş akışlarına entegre edilebilecek gerçek zamanlı çıkarım (inference) yeteneklerini göstermek ve klinik uygulama kararlarını destekleyecek kapsamlı doğrulama ölçütleri sunmaktır. Ayrıca bu araştırma, gelecekteki klinik doğrulama çalışmaları ve olası düzenleyici onay süreçleri için bir temel oluşturmayı amaçlamaktadır.

3. MATERYAL VE METOD

3.1. Veri Toplama ve Hasta Demografisi

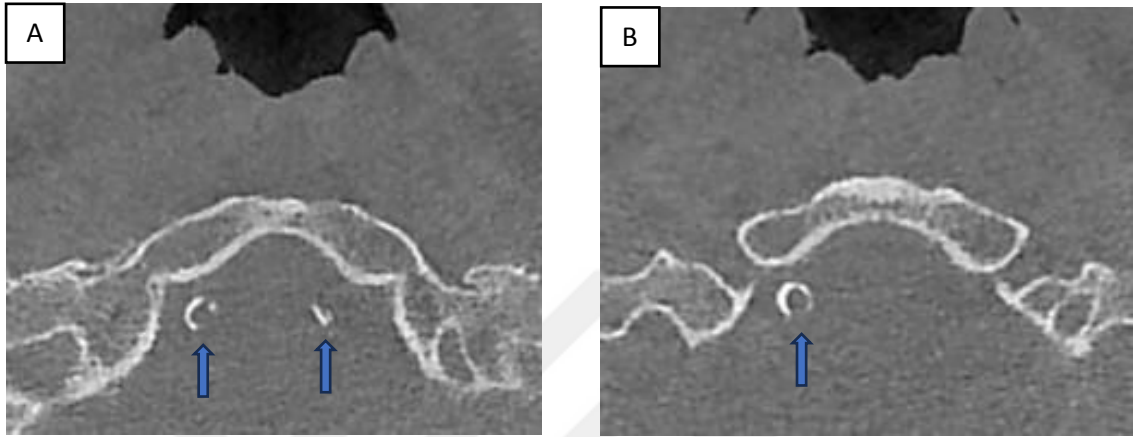
Retrospektif olarak yürütülen bu çalışmanın protokolü Helsinki Bildirgesi'ndeki tüm prensiplere uygun olarak ortaya konmuştur ve kullanılan veriye erişim sadece sorumlu araştırmacılar ile sınırlandırılmıştır. Çalışma, 09.07.2025 tarih ve (2025/7626) sayılı kararla İnönü Üniversitesi Sağlık Bilimleri Bilimsel Araştırmalar Etik Kurulu tarafından onaylanmıştır. Bu çalışma için İnönü Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Ağız, Diş ve Çene Radyolojisi Anabilim Dalı radyoloji arşivinde bulunan farklı (maksillofasiyal bölgede bulunan lezyonlar, gömülü süpernumere dişler, temporomandibular eklem hastalıkları, implant cerrahisi veya ortognatik cerrahi vs.) nedenlerle alınan KIBT görüntüleri retrospektif olarak taranmıştır. Radyografik değerlendirme kapsamında VBAK'ye sahip anonimleştirilmiş 101 hastaya ait KIBT görüntüleri kullanılarak bir veri seti oluşturulmuştur. Veriler, rutin klinik uygulamalardan elde edilmiş olup, görüntü verilerini ve uzman doğrulamalı (expert-validated) gerçek etiketleri (ground truth annotations) içermektedir. Görüntü verileri, en az 10 yıllık deneyime sahip üç radyolog tarafından incelenmiş ve klinik açıdan uygunluğu ortak değerlendirme ile doğrulanmıştır. Hasta demografisinde 54 kadın (%53.5) ve 47 erkek (%46.5) yer almaktadır. Hastaların en küçük yaşı 49, en büyük yaşı 100 olup ortalama yaşları 71.44'tür (Şekil 3.1).

3.1.1. Dahil Etme Kriterleri

İnönü Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Ağız, Diş ve Çene Radyolojisi Anabilim Dalı arşivinde bulunan, farklı klinik amaçlarla alınmış KIBT görüntülerinde, tam kafa ve boyun bölgesini kapsayan geniş FOV protokolleriyle elde edilmiş veriler kullanıldı. Görüntü kalitesi artefakt içermeyen, net, yeterli ve çalışmaya uygun çözünürlükte olan veriler seçildi. Çalışmada kullanılan anonimleştirilmiş tüm KIBT görüntüleri ve hasta demografik verileri değerlendirildi. Görüntülerinde VBAK saptanmış bireyler çalışmaya dahil edildi.

3.1.2. Dışlama Kriterleri

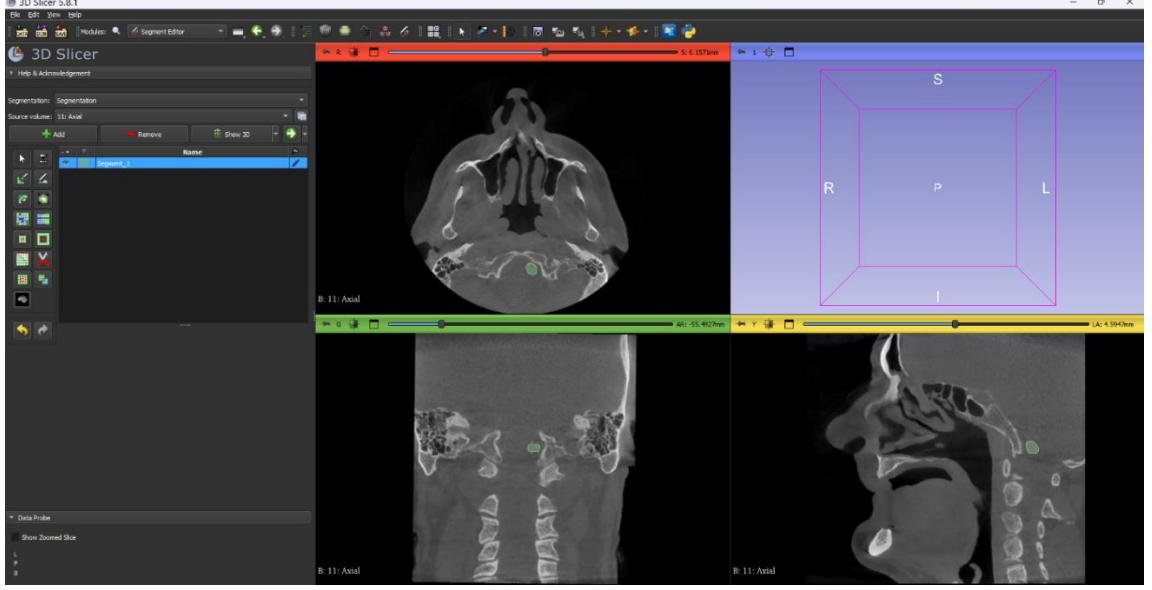
Görüntülerinde hareket artefaktı, metalik restorasyon kaynaklı gürültü veya eksik kesit bulunan hastalar; vertebrobaziler sistemin anatomik olarak tam görüntülenmediği KIBT verileri; tekrarlayan veya aynı hastaya ait tekrarlı taramalar; klinik verileri eksik; 18 yaş altı bireylere ait görüntüler çalışma dışı bırakıldı.



Şekil 3.1. A ve B; VBAK olan bir hastanın aksiyal KIBT görüntüleri

Bu çalışmada kullanılan KIBT görüntüleri NewTom 5G (Verona, İtalya) ve NewTom VGi EVO (Verona, İtalya) cihazları kullanılarak elde edilmiştir. Cihazların ışınlama parametreleri 1–20 mA ve 110 kVp aralığında olup, tarama süresi 18 veya 24 saniye, ışınlama süresi ise 3.6 veya 4.8 saniyedir. NewTom 5G cihazı sırtüstü (supin) pozisyonda, NewTom VGi EVO cihazı ise ayakta (standing) pozisyonda konumlandırılarak taramalar gerçekleştirilmiştir.

NewTom 5G cihazı 18 × 16 cm'ye kadar, NewTom VGi EVO cihazı ise 24 × 19 cm'ye kadar değişen FOV seçenekleri sunmaktadır. Her iki cihaz da 360° dönebilen tüp sistemine sahip olup yüksek çözünürlüklü hacimsel görüntüleme sağlamaktadır. Veri seti DICOM formatındaki görüntüler ve uzman radyologlar tarafından oluşturulmuş, 3D Slicer programında Neuroimaging Informatics Technology Initiative (NIFTI) formatındaki etiketlerden (ground truth) oluşmaktadır. Toplam veri seti boyutu 64.0 GB olup, hasta başına ortalama hacim 648.7 MB'dır (Şekil 3.2).



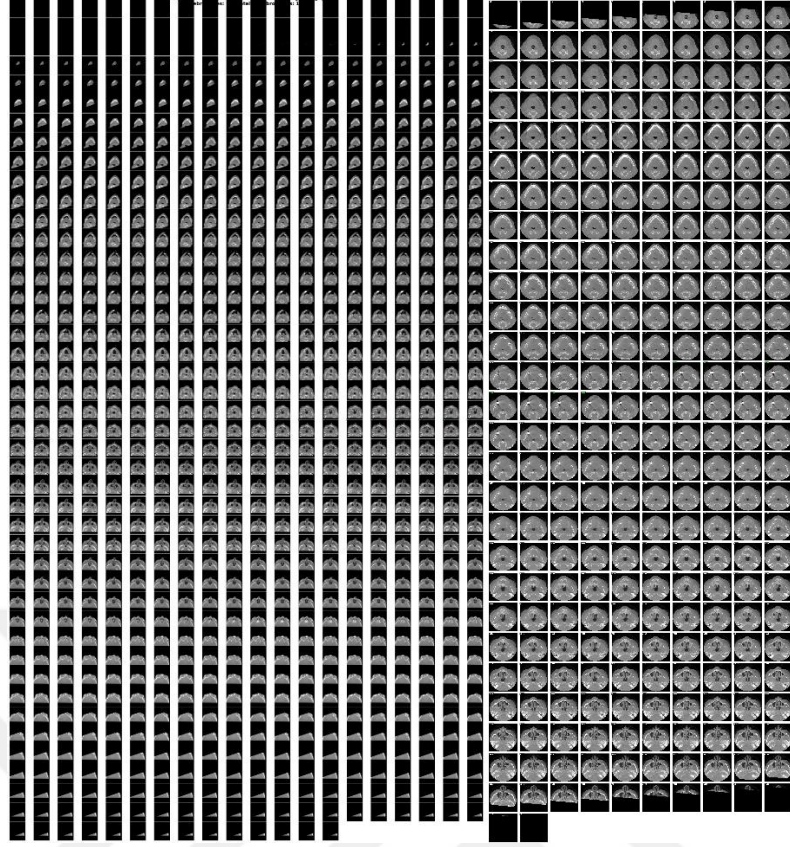
Şekil 3.2. 3D Slicer programında VBAK'nin etiketlenmesi

3.2. Veri Seti Özellikleri ve Teknik Özellikler

Bu çalışmada kullanılan veri setinin teknik özellikleri, standart tıbbi görüntü segmentasyonu çalışmalarından farklı olarak belirgin zorluklar içermektedir. Klinik çekim parametrelerindeki çeşitliliğe bağlı olarak hacim boyutları ve hasta başına kesit sayıları belirgin biçimde değişkenlik göstermekte ve uzamsal çözünürlük/izotropik vokselle aralığı heterojen bir dağılım sergilemektedir. Buna ek olarak hedef yapı (VBAK) toplam hacmin çok küçük bir kısmını kapladığından veri setinde belirgin bir sınıf dengesizliği bulunmaktadır. Yüksek çözünürlüklü hacimlerin işlenmesi ise derin öğrenme açısından hesaplama ve bellek yükünü artırarak ek bir güçlük yaratmaktadır (Bkz. Tablo 3.1). Veri setinde toplam 50.847 kesit (slice) bulunmaktadır. Hasta başına düşen kesit sayısı 272 ile 874 arasında değişmekte olup, ortalama 503.4 ± 97.0 'dır (Şekil 3.3). Yüksek varyasyon, 95 farklı hacim boyutunun (volume shape) varlığıyla da kendini göstermektedir. En sık görülen hacim boyutu $404 \times 512 \times 512$ vokselle olup, yalnızca 3 hastada görülmüştür. Bu durum, klinik uygulamalarda karşılaşılan farklı çekim parametrelerinin çeşitliliğini açık biçimde ortaya koymaktadır.

Tablo 3.1. VBAK Veri Seti Özellikleri

Kategori	Parametre	Değer	Arahık / Dağılım
Genel Bilgiler	Toplam Hasta Sayısı	101	–
	Cinsiyet Dağılımı	54 Kadın (%53.5), 47 Erkek (%46.5)	Dengeli
	Veri Seti Boyutu	64.0 GB	–
	Ortalama Hasta Başına Veri	648.7 MB	–
	Veri Formatı	DICOM + NIfTI	KIBT
DICOM Analizi	Toplam Kesit (Slice) Sayısı	50,847	Tüm hastalar arasında
	Hasta Başına Kesit	503.4 ± 97.0	272 – 874
	Hacim (Volume) Şekilleri	95 farklı yapı	Yüksek değişkenlik
	En Yaygın Hacim Boyutu	404×512×512 voksel	3 hasta
	Piksel Aralığı X	0.333 ± 0.169 mm	0.2 – 1.0 mm
Uzaysal Çözünürlük	Piksel Aralığı Y	0.333 ± 0.169 mm	0.2 – 1.0 mm
	Kesit Kalınlığı	0.333 ± 0.169 mm	0.2 – 1.0 mm
	Kesit Kalınlığı	0.333 ± 0.169 mm	0.2 – 1.0 mm
Etiket (Label) Analizi	Ortalama Etiket Oranı	0.0018% ± 0.0046%	Aşırı dengesiz
	Etiket Oranı Aralığı	0.00007% – 0.043%	611 kat fark
	Ortalama VBAK Hacim	2.507 ± 4.854 voksel	Yüksek varyans
	Hacim Aralığı	117 – 41.146 voksel	352 kat fark
	Sınıf Dengesi	%99.998 Arka Plan / %0.002 Hedef	Aşırı dengesiz dağılım



Şekil 3.3. A)874 slice, B)273 slice olan hastalara ait ardışık aksiyel kesit görüntüleri

3.2.1. Uzamsal Çözünürlük Özellikleri

Uzamsal çözünürlük özellikleri, üç boyutun tamamında ortalama 0.333 ± 0.169 mm izotropik vokselle aralığıyla tutarlı bir şekilde gösterilmiştir; aralık 0.2 ila 1.0 mm arasında değişmektedir. Bu yüksek çözünürlüklü görüntüleme, küçük vasküler yapıların doğru bir şekilde görselleştirilmesi açısından kritik öneme sahiptir; ancak derin öğrenme işlemleri için hesaplama açısından zorluklar yaratır. Bu nedenle, verimli yama (patch) tabanlı işlem stratejileri kullanılmasını gerektirir [141, 142].

3.2.2. Aşırı Sınıf Dengesizliği Sorunu

Bu veri kümesi, tıbbi görüntü segmentasyonu literatüründe belgelenmiş en şiddetli sınıf dengesizliği senaryolarından birini temsil etmektedir. VBAK yapıları, toplam hacmin yalnızca ortalama $\%0.0018 \pm \%0.0046$ 'sını kaplayarak arka plan-hedef oranının $\%99.998$ 'e karşı $\%0.002$ olmasına yol açmaktadır. Bu dengesizlik, hastalar arası önemli farklılıklarla daha da karmaşık hale gelir; etiket oranları $\%0.00007$ ile $\%0.043$ arasında değişmekte olup, hastalar arasında 611 katlık bir varyasyon göstermektedir. VBAK hacim ölçümleri de benzer şekilde zorludur; ortalama hacim 2.507 ± 4.854 vokselle olup, 117 ila

41.146 voksel arasında değişmektedir. Bu durum, hedef nesne boyutlarında 352 katlık bir değişkenliği temsil eder. Böylesine aşırı değişkenlik, hem çok küçük segmentleri hem de daha büyük arter bölümlerini tespit edebilen, farklı ölçeklerde tutarlı performans gösterebilen sağlam mimari tasarımlar gerektirmektedir [143, 144].

3.2.3. Yama (Patch) Çıkarma ve Örnekleme Stratejisi

Tam çözünürlüklü klinik hacimlerin işlenmesindeki hesaplama sınırlamaları ve aşırı sınıf dengesizliği göz önüne alındığında, küçük nesnelerin korunmasına yönelik optimize edilmiş gelişmiş bir yama çıkarma stratejisi geliştirilmiştir. 128³ voksel boyutundaki hacim yamaları, çoğu eğitim yamasında hedef yapıların bulunmasını sağlamakla birlikte çeşitli anatomik bağlamları da koruyan vertebrobaziler merkezli örnekleme yöntemiyle çıkarılmıştır. Örnekleme stratejisi, etiketlenmiş vertebrobaziler bölgeler etrafında hedefe yönelik örnekleme (yamaların %70'i) ile daha geniş anatomik bağlamdan rastgele örnekleme (%30) kombinasyonuna dayanan hibrit bir yaklaşım uygular. Bu yöntem, sınıf dengesizliği sorununu ele alırken modelin hem hedef yapıların bulunduğu pozitif örnekleri hem de çeşitli anatomik arka planlardan gelen negatif örnekleri öğrenmesini sağlar [145].

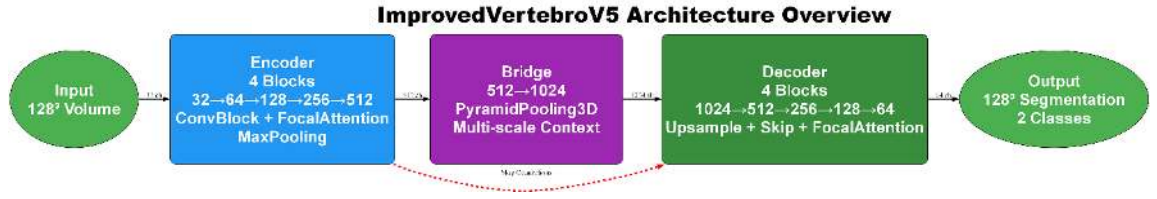
3.2.4. Eğitim-Test Ayrımı ve Doğrulama Stratejisi

Veri kümesindeki farklı patoloji türleri ve şiddet seviyeleri arasında temsili bir örneklem sağlamak amacıyla, vertebrobaziler içerik dağılımına dayalı olarak %80-%20 oranında tabakalı (stratified) bir eğitim-test ayrımı uygulanmıştır (81 hasta eğitim, 20 hasta test). Bu tabakalama, veri kümesindeki aşırı değişkenliği dengeli biçimde temsil etmek için hem mutlak vertebrobaziler hacmi hem de göreceli etiket oranını dikkate almıştır. Model geliştirme sürecinde, eğitim kümesi üzerinde 5 katlı çapraz doğrulama (5-fold cross-validation) uygulanmıştır. Her bir kat, aynı tabakalı dağılımı koruyarak yüksek hasta içi (inter-patient) değişkenliğe sahip klinik veri kümelerinde sağlam bir performans tahmini sağlamıştır [146, 147].

3.3. Ağ Mimarisi

Model; dört katmanlı bir kodlayıcı (encoder), çok ölçekli bağlam birleştirme sağlayan PyramidPooling3D köprü bölümü ve dört katmanlı bir çözücü (decoder)

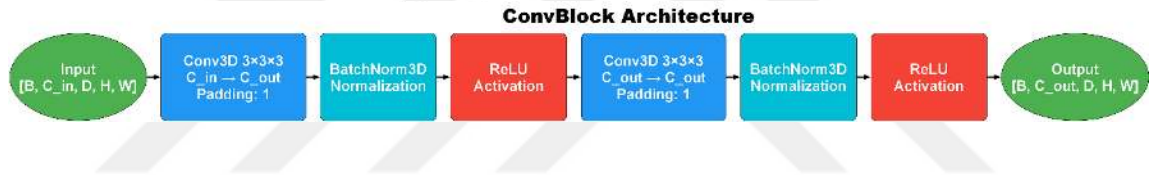
yapısından oluşmaktadır. Girdi olarak 128^3 boyutunda hacimsel veriler alır ve VBAK'yı belirleyen ikili segmentasyon maskesi üretir (Şekil 3.4).



Şekil 3.4. ImprovedVertebroV5 model mimarisinin genel görünümü

3.4. Geliştirilmiş Kodlayıcı Mimarisi

ConvBlock, iki ardışık $3 \times 3 \times 3$ konvolüsyon, Batch Normalization (BatchNorm3D) ve ReLU aktivasyon katmanlarından oluşur. Bu yapı, girdi özellik haritalarını (feature maps) işleyerek modelin erken katmanlarında güçlü özellik çıkarımı sağlar (Şekil 3.5).



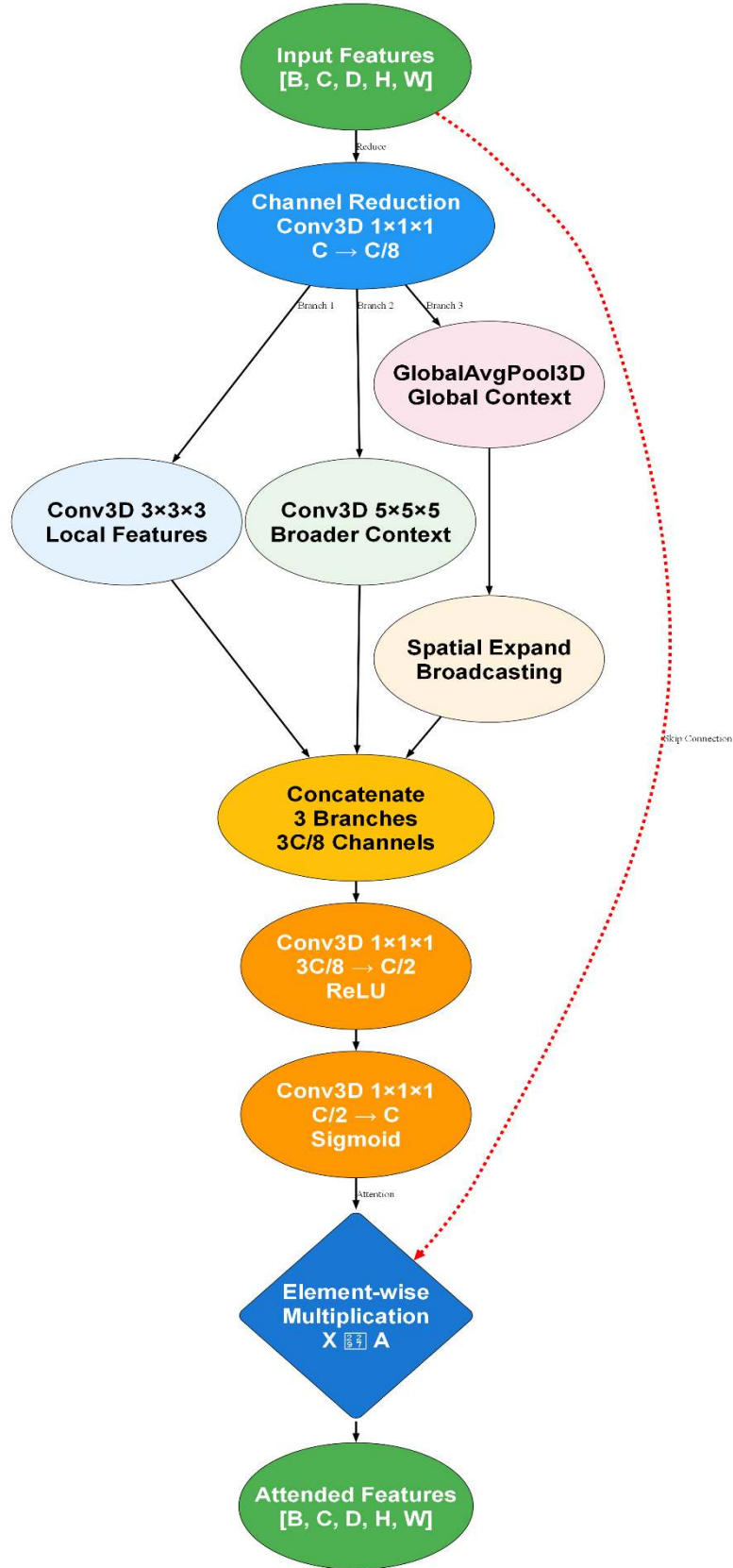
Şekil 3.5. ConvBlock mimarisinin şematik gösterimi

3.5. Gelişmiş Dikkat (Attention) Mekanizmaları

FocalAttention3D Modülü

Bu modül, küçük vasküler kalsifiye yapılarını vurgulamak için çok dallı (multi-branch) bir yapı kullanır. Yerel özellikler ($3 \times 3 \times 3$ konvolüsyon), geniş bağlamsal özellikler ($5 \times 5 \times 5$ konvolüsyon) ve küresel bağlam (global average pooling) aynı anda işlenir. Elde edilen çok ölçekli bilgiler birleştirilir, dikkat ağırlıkları üretilir ve giriş özellikleriyle çarpılarak (element-wise multiplication) önemli bölgeler güçlendirilir (Şekil 3.6).

FocalAttention3D - Multi-scale Feature Extraction

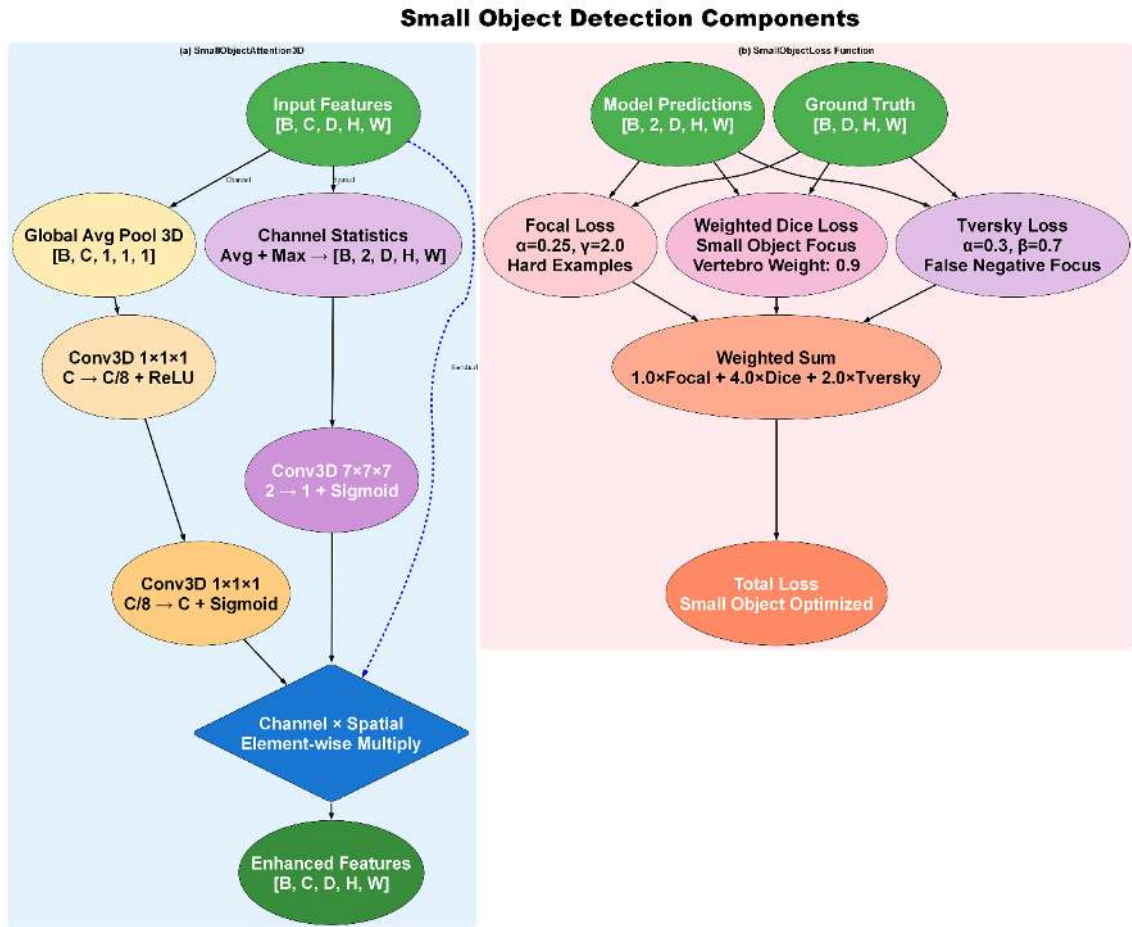


Şekil 3.6. FocalAttention3D modülünün çok ölçekli özellik çıkarma mimarisi

3.6. Küçük Nesne Tespitine Yönelik Bileşenler

3.6.1. SmallObjectAttention3D Modülü

Şekil 3.7a, SmallObjectAttention3D modülü, kanal ve uzamsal dikkat mekanizmalarını birleştirerek küçük vasküler kalsifiye yapıların görünürlüğünü artırır. Şekil 3.7b, SmallObjectLoss fonksiyonu, Focal, Dice ve Tversky bileşenlerini optimize edilmiş ağırlıklarla birleştirerek küçük kalsifikasyon alanı tespitinde dengeyi ve doğruluğu güçlendirir.



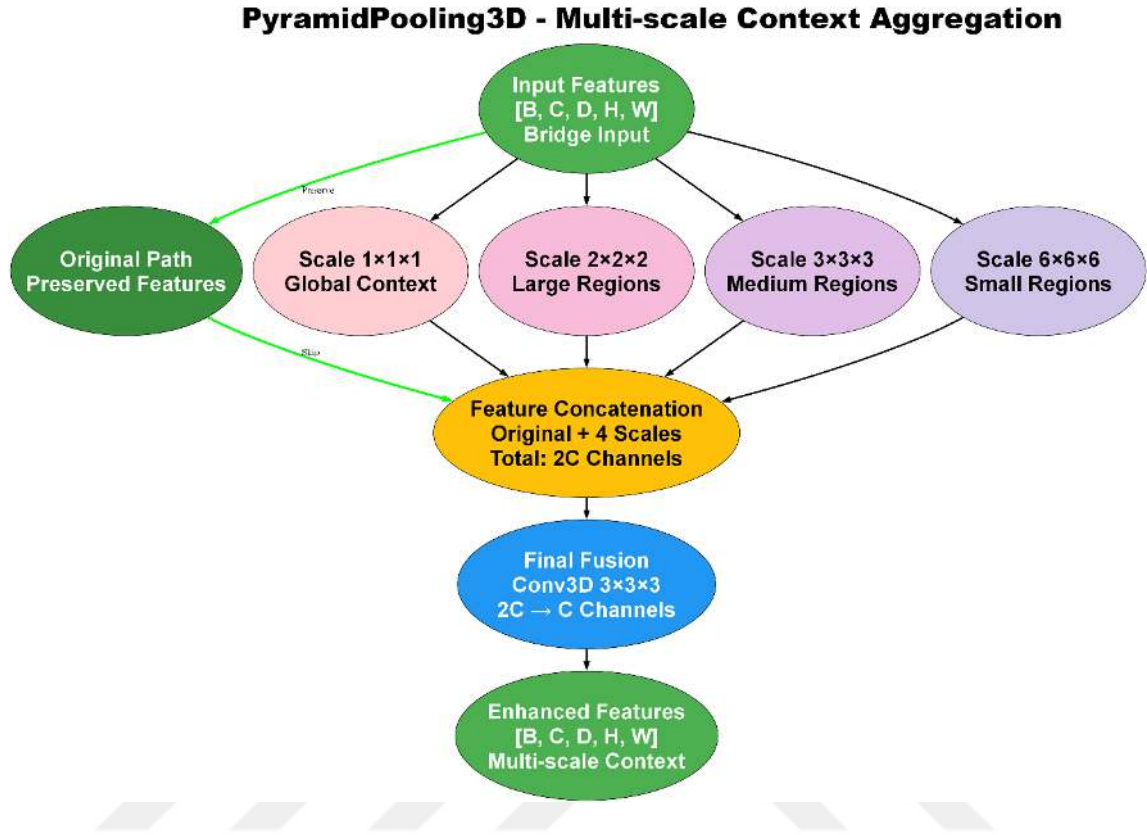
Şekil 3.7. Küçük nesne tespiti için geliştirilen bileşenler.

3.7. Çok Ölçekli Bağlam Birleştirme

3.7.1. PyramidPooling3D Modülü

Bu modül, giriş özelliklerini farklı ölçeklerde ($1 \times 1 \times 1$, $2 \times 2 \times 2$, $3 \times 3 \times 3$, $6 \times 6 \times 6$) havuzlama işlemlerinden geçirerek hem yerel hem küresel bağlamsal bilgiyi yakalar. Elde edilen çok ölçekli özellikler birleştirilir ve 3D konvolüsyon katmanlarıyla

füzyonlanarak küçük kalsifikasyon yapılarını koruyan zengin birçok ölçekli temsil oluşturulur (Şekil 3.8).



Şekil 3.8. PyramidPooling3D modülünün çok ölçekli bağlam birleştirme yapısı

3.8. Eğitim Metodolojisi ve Optimizasyon Stratejisi

3.8.1. Eğitim Yapılandırması ve Model Kurulumu

ImprovedVertebroV5 modelinin eğitimi, tıbbi görüntülemelerde küçük nesne tespiti için özel olarak tasarlanmış kapsamlı bir optimizasyon stratejisi ile gerçekleştirilmiştir. Model, 3B tıbbi görüntü segmentasyonu için optimize edilmiş U-Net tabanlı bir derin öğrenme mimarisi olup, encoder-decoder yapısının tamamına entegre edilmiş FocalAttention3D mekanizmaları içeren 156 milyon parametreden oluşmaktadır. Eğitim sürecinde, bellek kullanımını optimize ederken sayısal kararlılığı korumak amacıyla karışık hassasiyet (mixed precision, FP16) yaklaşımı uygulanmış ve bu sayede klinik düzeyde donanım üzerinde yüksek çözünürlüklü 128^3 voksel yamalarının işlenmesi mümkün olmuştur. Eğitim hattı, vertebrobaziler merkezli yama çıkarımını sürdüren gelişmiş bir yığın (batch) yükleme ve ön işleme sistemi içermektedir. Her eğitim yığını 4 hacim yamasından oluşmakta; bu yapılandırma, bellek kısıtlamaları ile gradyan kararlılığı

arasında denge sağlamaktadır. Yama tabanlı eğitim yaklaşımı, modelin hedef yapılara sürekli maruz kalmasını sağlarken, farklı anatomik bağlamlarda güçlü genelleme yeteneğini korumaktadır [148].

Model mimarisi, dört kodlayıcı (encoder) ve dört çözücü (decoder) bloktan oluşmakta, bu bloklar arasında atlama bağlantıları (skip connections) ile bilgi akışı sağlanmaktadır. Köprü (bottleneck) katmanında yer alan PyramidPooling3D modülü, çok ölçekli bağlam (multi-scale context) bilgisini birleştirirken, FocalAttention3D ve SmallObjectAttention3D modülleri küçük kalsifikasyon yapılarının korunmasını ve sınıf dengesizliğinin azaltılmasını hedeflemektedir.

3.8.2. Gelişmiş Veri Artırma (Data Augmentation) Stratejisi

Veri artırma, sınırlı veri kümesi boyutunu dengelemek ve modelin klinik varyasyonlara karşı dayanıklılığını artırmak için kritik bir rol oynar. Artırma hattı, anatomik doğruluğun korunmasını hedefleyen hem uzamsal hem de yoğunluk (intensity) dönüşümlerini içerir.

Uzamsal artırımlar arasında rastgele döndürmeler ($\pm 15^\circ$), rastgele ötelemeler (hacim boyutlarının $\pm 10\%$) ve doğal anatomik varyasyonları taklit etmek için kontrollü yer değiştirme alanlarıyla elastik deformasyonlar yer alır [149, 150].

Yoğunluk artırımları ise klinik BT görüntülerinde sık rastlanan kontrast ve parlaklık değişimlerini simüle eder: rastgele yoğunluk ölçekleme ($0.8-1.2\times$), gama düzeltmesi ($0.8-1.2$) ve Gauss gürültüsü eklemesidir ($\sigma=0.01$). Bu işlemler %50 olasılıkla uygulanır ve damar görselleştirmesi için kritik öneme sahip Hounsfield Birimi özelliklerini koruyacak şekilde dikkatle sınırlandırılmıştır [151].

3.8.3. Çok Bileşenli Kayıp Fonksiyonu (Loss Function) Uygulaması

Eğitim optimizasyonu, üç dikkatle dengelenmiş bileşenden oluşan özgün SmallObjectLoss fonksiyonunu kullanır:

Focal loss (ağırlık=1.0): sınıf dengesizliğini yönetmek için,

Ağırlıklı Dice loss (ağırlık=4.0): örtüşme optimizasyonu için,

Tversky loss (ağırlık=2.0): yanlış negatifleri azaltmak için.

Bu kombinasyon, aşırı sınıf dengesizliğinin temel zorluklarını ele alırken küçük kalsifiye odakları için yüksek duyarlılık gereksinimini klinik olarak karşılamayı hedefler.

Focal loss bileşeni, VBAK özelliklerine göre geniş hiperparametre aramaları sonucunda optimize edilen $\alpha=0.25$ ve $\gamma=2.0$ parametrelerini kullanır. Dice loss, sınıf ağırlıklandırması içerir ve bu yapılara 0.9 ağırlık önceliği verilir. Tversky loss ise $\alpha=0.3$ ve $\beta=0.7$ parametreleriyle tanımlanır; bu asimetrik cezalandırma, yanlış negatifleri ağır şekilde cezalandırırken makul bir özgüllük düzeyini korur [144, 152].

3.8.4. Aşamalı (Progressive) Eğitim Stratejisi

Eğitim süreci, küçük nesne tespiti için optimize edilmiş üç ayrı aşamadan oluşan aşamalı bir yaklaşımı izler [153].

1. Aşama (Epoch 1–20): Temel özellik öğrenimine odaklanılır; düşük öğrenme oranı ($1e-4$) ve basitleştirilmiş artırma (augmentation) işlemleri kullanılarak temel temsillerin oluşturulması hedeflenir [153].

2. Aşama (Epoch 21–40): Tüm veri artırma karmaşıklığı devreye alınır ve cosine annealing tabanlı uyarlanabilir öğrenme oranı planlaması uygulanır [153].

3. Aşama (Epoch 41–50): İnce ayar (fine-tuning) süreci gerçekleştirilir; düşük öğrenme oranı ($1e-5$) kullanılır ve seçici kayıp ağırlıkları aracılığıyla küçük nesnelere odaklanma artırılır [153].

Öğrenme oranı planlaması, 5 epoch'luk bir warm-up (ısınma) dönemini takiben minimum $1e-6$ öğrenme oranına kadar azalan cosine annealing yaklaşımını içerir. Bu yöntem, sınırlı eğitim verisine aşırı uyumu (overfitting) engellerken kararlı bir yakınsama sağlar. Aşırı gradyan büyümelerini önlemek için gradient clipping ($\max_norm=1.0$) uygulanır; bu, özellikle aşırı sınıf dengesizliği ve karmaşık kayıp fonksiyonları göz önüne alındığında önemlidir [154].

3.8.5. Optimizasyon ve Düzenleştirme (Regularization)

Optimizasyon stratejisinde, AdamW optimizasyon algoritması kullanılmıştır; parametreleri $\beta_1=0.9$, $\beta_2=0.999$ ve weight decay=0.01'dir. AdamW, ağırlık azaltımını (weight decay) gradyan tabanlı güncellemelerden ayırarak küçük veri kümelerinde genelleme performansını artırır [155, 156].

Düzenleştirme teknikleri arasında, aşırı uyumu önlemek amacıyla dikkat (attention) modüllerine seçici olarak uygulanan dropout ($p=0.1$) yer alır. Batch normalization parametreleri momentum=0.1 ve eps= $1e-5$ olarak belirlenmiş, böylece eğitim dinamiklerinde kararlılık sağlanmıştır. Early stopping mekanizması, Dice

skorundaki gelişmeleri 10 epoch sabır (patience) ile izler; bu da aşırı eğitimi engellerken yeterli öğrenme süresini garanti eder [157].

3.8.6. Eğitim Döngüsü (Training Loop) ve İzleme (Monitoring)

Her eğitim epoch'u; kayıp bileşen takibi, gradyan norm analizi ve bellek kullanımı değerlendirmesini içeren kapsamlı bir izleme süreci uygular. Eğitim döngüsü, bellek sınırları dahilinde daha büyük etkili yığın boyutları simüle etmek amacıyla 2 adımlı gradient accumulation içerir. Model checkpointing her 5 epoch'ta bir gerçekleştirilir ve en iyi model, doğrulama Dice skoruna göre seçilir [158].

Eğitim sırasında, kayıp yakınsaması, dikkat (attention) ağırlık dağılımları ve segmentasyon kalitesi, rastgele örnek değerlendirmeleriyle gerçek zamanlı olarak görselleştirilir. Öğrenme oranı planlaması, doğrulama performansındaki duraklamalar (plateau) temelinde dinamik olarak ayarlanarak optimal yakınsama özellikleri korunur [158].

3.9. Donanım ve Hesaplama Gereksinimleri

Eğitim, NVIDIA RTX 4090 grafik işlem birimi (GPU, Graphics Processing Unit) (24 GB video belleği (VRAM, Video Random Access Memory)) üzerinde yürütülmüştür; bu donanım, karışık hassasiyetli (mixed precision) eğitimle 128^3 voksel yama işlemine olanak tanır.

Hesaplama ortamı, CUDA (Compute Unified Device Architecture) 11.8 ve cuDNN (CUDA Deep Neural Network) 8.6 sürümlerini kullanır ve derin öğrenme işlemleri için optimize edilmiştir. Toplam eğitim süresi, 50 epoch'luk tam döngü için ortalama 18–20 saat sürmüş olup, model karmaşıklığı ve veri kümesi boyutuna göre verimli kaynak kullanımı sağlamıştır [159].

Bellek optimizasyonu teknikleri arasında, geri yayılım (backward pass) sırasında bellek kullanımını azaltmak için gradient checkpointing ve karışık hassasiyet kararlılığı için dinamik loss scaling yer alır. Bu optimizasyonlar, 156 milyon parametrelili modelin tek GPU üzerinde verimli ve kararlı biçimde eğitilmesini mümkün kılar; bu da tıbbi görüntü analizi uygulamaları için kritik öneme sahiptir [160, 161].

3.10. Değerlendirme Metrikleri ve Performans Analizi

3.10.1. Kapsamlı Metrik Çerçevesi (Comprehensive Metric Framework)

Değerlendirme metodolojimiz, tıbbi görüntü segmentasyonu ve küçük nesne tespiti için özel olarak tasarlanmış geniş bir metrik seti kullanır. Bu çerçeve; klasik segmentasyon metriklerini, geometrik değerlendirme ölçütlerini, tespit (detection) odaklı analizleri, ve klinik anlamlılık göstergelerini bir araya getirir. Böylece model performansına farklı analitik boyutlardan bütünsel bir bakış sağlanır [162, 163].

3.10.2. Değerlendirme Sistemi ve Metrik Yapısı

Değerlendirme sistemi, `calculate_enhanced_metrics()` fonksiyonu aracılığıyla 15'ten fazla özel metrik içermektedir. Bu metrikler arasında;

Klasik segmentasyon ölçütleri: Dice skoru, IoU, precision, recall, specificity, AUC

Geometrik mesafe ölçütleri: Hausdorff mesafesi, ortalama yüzey mesafesi (ASD)

Hacimsel değerlendirmeler: hacim benzerliği, boyut oranları

Klinik göstergeler: küçük nesne duyarlılığı, güven analizi yer alır. Bu kapsamlı yaklaşım, model performansının klinik olarak anlamlı tüm boyutlarda ayrıntılı bir şekilde karakterize edilmesini sağlar.

3.10.3. Temel Segmentasyon Metrikleri

Çekirdek segmentasyon değerlendirmesi, küçük nesne analizine uyarlanmış tıbbi görüntüleme metriklerine dayanır.

Dice skoru, temel performans göstergesi olarak kullanılır ve şu şekilde hesaplanır:

$$Dice = \frac{2|P \cap T|}{|P| + |T|}$$

Burada **P** tahmin edilen segmentasyonu, **T** ise gerçek (ground truth) hedefi temsil eder. Bu formülasyon, hedef yapının hacimsel oranının son derece küçük olduğu durumlarda bile sağlam sonuç verecek şekilde özel olarak uyarlanmıştır.

Intersection over Union (IoU) metriği ise ek bir örtüşme değerlendirmesi sağlar ve şu şekilde tanımlanır:

$$IoU = \frac{|P \cap T|}{|P \cup T|}$$

Bu metrik, küçük nesne tespiti için özellikle değerlidir çünkü hem az segmentasyon (under-segmentation) hem de aşırı segmentasyonu (over-segmentation) eşit şekilde cezalandırır; bu da klinik uygulamalarda dengeli bir performans değerlendirmesi sağlar [164, 165].

Karışıklık matrisi (Confusion matrix), temelde bir yapay zeka modelinin ne kadar iyi performans gösterdiğini gösteren tablo biçiminde bir özetir [166]. Karışıklık matrisine göre;

True Positive (TP): Doğru tespit sayısı. Gözlemci tahmini ile model tahmininin aynı olması durumu.

False Positive (FP): Gözlemci tahminine göre modelin yanlış bir sonuç üretmesi.

False Negative (FN): Gözlemci tahmininin olduğu ancak modelin bulmadığı bölge sayısı.

True Negative (TN): Gözlemci tahminin olmadığı ve algoritmanın da bulmadığı bölge sayısı.

Duyarlılık (Sensitivity-Recall), algoritmanın doğru pozitif örnekleri yakalama ve doğru şekilde sınıflandırma kapasitesini ölçer. Daha yüksek duyarlılık değerleri, algoritmanın veri kümesi içindeki pozitif örnekleri başarılı bir şekilde tespit etme yeteneğinin arttığını gösterir. Formülü aşağıdaki gibidir;

$$Duyarlılık = \frac{TP}{TP + FN}$$

Kesinlik (Precision), pozitif olarak tahmin edilen ve gerçekten pozitif olan örneklerin oranını ölçer. Daha yüksek bir kesinlik değeri, modelin daha az yanlış pozitif tahmin yaptığını gösterir. Formülü aşağıdaki gibidir;

$$Kesinlik = \frac{TP}{TP + FP}$$

Özgüllük (Specificity), modelin negatif örnekleri doğru şekilde negatif olarak sınıflandırma başarısını ifade eder; başka bir deyişle yanlış pozitif (FP) üretmeden “negatifleri negatif bırakma” oranıdır. Formülü aşağıdaki gibidir;

$$Özgüllük = \frac{TN}{TN + FP}$$

Receiver Operating Characteristic (ROC) Eğrisi Grafiği ve Area Under the Curve (AUC), ROC eğrisi y eksenindeki doğru pozitif oranının, x eksenindeki yanlış pozitif oranına bölümü ile hesaplanmaktadır. Hem x hem de y eksenleri 0 ile 1 arasında değerlere sahip olduğundan, 0 ile 1 arasında herhangi bir değeri alabilir. AUC 1'e ne kadar yakınsa, testin genel tanı performansı o kadar iyi olur ve AUC değeri 1 olan bir test mükemmel derecede doğrudur [167]. 3B U-Net tabanlı ImprovedVertebroV5 modelinin VBAK'nin otomatik 3B segmentasyonunda AUC değeri 0.8737 olarak elde edilmiştir.

3.10.4. Geometrik Mesafe Ölçütleri

Geometrik değerlendirme, sınır doğruluğunu ölçmek amacıyla Hausdorff mesafesini içerir ve bu, uzaysal çözünürlük dikkate alınarak calculate_hausdorff_distance() fonksiyonu ile uygulanmıştır. Bu metrik, tahmin edilen ve gerçek segmentasyon sınırları arasındaki en büyük sapmayı ölçer; klinik kabul açısından kritik olan en kötü durum hatalarına dair bilgi sağlar.

Ortalama Yüzey Mesafesi (ASD), ortalama sınır sapmasını hesaplayarak tamamlayıcı bir ölçüm sunar. Uygulamada, yüzey çıkarımı için morfolojik işlemler ve uzaklık dönüşümü (distance transform) kullanılır; bu da klinik BT görüntülerinde sık

rastlanan anizotropik voksel aralıklarını hesaba katar. Hausdorff mesafesinin sunduğu “en kötü durum” değerlendirmesini ortalama kaliteyle dengeleyerek genel segmentasyon doğruluğu hakkında daha bütünsel bir bakış sağlar [168, 169].

3.10.5. Küçük Nesne Tespiti Değerlendirmesi

Değerlendirme çerçevesi, vertebrobaziler arterlerin değerlendirilmesi için özel olarak tasarlanmış VertebroDetector sınıfını içerir. Bu bileşen, küçük nesne tespitini değerlendirmek için çoklu ölçütler uygular:

- minimum örtüşme eşiği (%1),
- güven skoru doğrulaması,
- minimum piksel gereksinimi (5 piksel),

Bu eşik, 5 pikselden küçük bağılı bileşenlerin çoğunlukla gerçek damar kalsifikasyonunu değil, etiketleme/segmentasyon hatası veya görüntü gürültüsünü temsil etmesi nedeniyle belirlenmiştir. Böylece anatomik olarak anlamlı olmayan bu çok küçük yapılar otomatik olarak filtrelenerek, küçük nesne tespitinin yalnızca klinik açıdan gerçekçi lezyonlar üzerinden değerlendirilmesi sağlanmıştır.

Dedektör, 3B bağlantılı bileşen (connected component) analizi yoluyla bireysel arter kalsifikasyon segmentleri üzerindeki tespit bütünlüğünü değerlendirir. Bu yaklaşım, VBAK anatomisinin karmaşık 3B morfolojisini hesaba katarak parçalanmış arter yapılarını doğru şekilde değerlendirmeyi sağlar [170].

Tespit kalitesi, klinik olarak yorumlanabilir beş kademeli bir sınıflandırma sistemiyle değerlendirilir:

- missed:** $\text{örtüşme} < 0.001$
- poor:** $0.001 \leq \text{örtüşme} < 0.05$
- partial:** $0.05 \leq \text{örtüşme} < 0.2$
- good:** $0.2 \leq \text{örtüşme} < 0.5$
- excellent:** $\text{örtüşme} \geq 0.5$

3.10.6. Klinik Değerlendirme Çerçevesi

Klinik anlamlılık değerlendirmesi, tespit başarısını segmentasyon kalitesiyle bütünleştirir. Klinik değerlendirme çerçevesi, dört kategoriden oluşur:

- clinically_excellent:** $\text{tespit skoru} \geq 80, \text{örtüşme} \geq 0.3$
- clinically_acceptable:** $\text{skor} \geq 60, \text{örtüşme} \geq 0.1$

clinically_marginal: skor ≥ 40 , örtüşme ≥ 0.05

poor/missed: düşük tespitler

Güven analizi (confidence analysis), yalnızca gerçek hedef bölgeler için tahmin olasılıklarını inceler. Ortalama güven skorları, yüksek güven oranı (>0.8) ve düşük güven oranı (<0.2) ölçülür. Bu analiz, modelin belirsizlik örüntülerine dair bilgi sağlayarak klinik uygulamalarda model güvenilirliği açısından önemli bir referans oluşturur [171, 172].

3.10.7. İstatistiksel ve Hacimsel Analiz

Hacim benzerliği (volume similarity), tahmin edilen ve gerçek hacimler arasındaki farkın normalize edilmesiyle hesaplanır; bu metrik, modelin sistematik olarak fazla veya az segmentasyon eğilimlerini ortaya koyar. Bu, otomatik çıktıların klinik yorumlanabilirliği için kritik öneme sahiptir [173].

Küçük nesne duyarlılığı (small object sensitivity), <1000 voksel boyutundaki anatomik yapılara özel olarak odaklanır ve bölge bazlı analizle küçük arter kalsifikasyonlarının doğru biçimde değerlendirilmesini sağlar. Bu ölçüm, VBAK segmentasyonu alanındaki temel zorluğu doğrudan ele alır [173].

3.11. Uygulama Ayrıntıları ve Donanım Yapılandırması

3.11.1. Yazılım Ortamı

Uygulama, GPU hızlandırması için CUDA 11.8 desteğiyle PyTorch 1.12+ üzerine kurulmuştur. Değerlendirme çerçevesi, gelişmiş görüntü işleme için aşağıdaki bilimsel hesaplama kütüphanelerini içerir:

NumPy	1.21+,	SciPy	1.8+,	scikit-image	0.19+
Görselleştirme bileşenlerinde:					
Matplotlib	3.5+,	Plotly	5.0+,	Seaborn	

kullanılarak klinik incelemelere uygun grafiksel sunumlar üretilmiştir.

Tıbbi görüntü desteği için PyDICOM 2.3+ (DICOM dosya işleme) ve NiBabel 4.0+ (NIfTI formatı yönetimi) kullanılmıştır. Pandas 1.4+, veri analizi ve raporlama için entegre edilmiştir; sistem otomatik olarak Markdown ve LaTeX biçiminde bilimsel raporlar üretir.

3.11.2. Donanım Yapılandırması

Değerlendirme, yüksek performanslı sistemlerde gerçekleştirilmiştir:

NVIDIA RTX 4090 GPU (24 GB VRAM)

Intel i9-14900K işlemci (24 çekirdek, 32 iş parçacığı)

64 GB DDR5 RAM

Bu yapılandırma, yüksek çözünürlüklü 3B tıbbi hacimlerin verimli şekilde işlenmesini ve kapsamlı görselleştirme çıktılarının oluşturulmasını sağlar. GPU kullanımı, karışık hassasiyetli (FP16) çıkarım ile optimize edilmiştir; 128^3 voksel yama başına ortalama çıkarım süresi 350–400 ms'dir. Bellek optimizasyonu için gradient checkpointing ve dinamik batch boyutlandırma teknikleri kullanılmıştır [174, 175].

3.11.3. Yama Tabanlı İşleme Stratejisi

Değerlendirme süreci, hedef yapıların korunmasını sağlamak amacıyla vertebrobaziler merkezli yama çıkarımı ($96 \times 96 \times 96$ voksel) kullanır. Yama konumlandırması, sınır bozulmalarını önlemek için *ground truth* merkez hesaplamasına dayalı olarak sınırlı çıkarım yöntemiyle gerçekleştirilir. Bu yaklaşım, her yamanın merkezinde hedef yapıların yer almasını sağlayarak dikkat (attention) mekanizmalarının etkinliğini artırır.

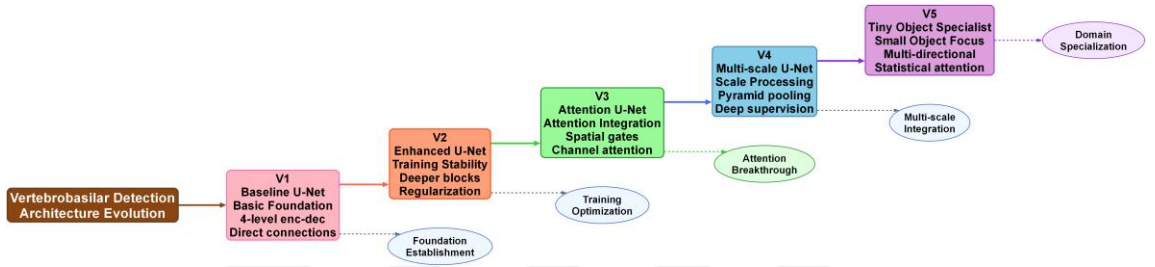
Normalizasyon adımları, yoğunluk değerlerinin 1.–99. yüzdelikler arasında kırılmasını ve ardından z-score normalizasyonu uygulanmasını içerir; bu, Hounsfield Birimi özelliklerini korurken sayısal kararlılığı sağlar. Ön işleme hattı ayrıca DICOM–hacim dönüşümünü, yönlendirme standardizasyonunu ve gerekirse mekânsal çözünürlük uyumlaştırmasını içerir [176].

4. BULGULAR

4.1. Modelin Gelişim Süreci

ImprovedVertebroV5 modeli, küçük nesne tespiti problemini hedefleyen beş ardışık sürümden (V1–V5) oluşan bir geliştirme süreci sonunda oluşturulmuştur.

Bu sürümler arasında yapılan mimari değişiklikler dikkat mekanizmaları, çok ölçekli piramit havuzlama ve küçük nesne odaklı kayıp fonksiyonu entegrasyonu modelin doğruluk ve duyarlılık performansını belirgin şekilde artırmıştır (Şekil 4.1).



Şekil 4.1. Model evrimi süreci boyunca mimari iyileştirmeler ve performans değişimi

4.2. Model Evrimi ve Performans Karşılaştırması

Tablo 4.1, ImprovedVertebro serisinin farklı sürümleri arasındaki performans değişimlerini özetlemektedir.

Son sürüm olan V5, önceki modellere kıyasla %107.7'lik Dice puanı artışı ve %280 oranında küçük nesne tespiti iyileşmesi sağlamıştır.

Bu gelişme, VBAK segmentasyonu alanında tek jenerasyonda kaydedilen en büyük ilerlemeyi temsil etmektedir.

Tablo 4.1. Model Evrimi ve Performans Analizi

Metrik	V1 (Temel Model)	V2 (Geliştirilmiş)	V3 (Dikkat Mekanizmalı)	V4 (Çok Ölçekli)	V5 (Tiny- Opt)	İyileşme
Performans Metrikleri						
Dice Skoru	0.352	0.441 (+%25.3)	0.521 (+%48.0)	0.555 (+%57.7)	0.731 (+%107.7)	+%107.7
IoU Skoru	0.213	0.283 (+%32.9)	0.352 (+%65.3)	0.384 (+%80.3)	0.623 (+%192.5)	+%192.5
Doğruluk (Precision)	0.654	0.712 (+%8.9)	0.738 (+%12.8)	0.761 (+%16.4)	0.846 (+%29.4)	+%29.4
Duyarlılık (Recall)	0.234	0.325 (+%38.9)	0.421 (+%79.9)	0.456 (+%94.9)	0.789 (+%237.2)	+%237.2

Tespit Başarı Oranları						
Genel Tespit Oranı	65%	73% (+%12.3)	82% (+%26.2)	88% (+%35.4)	100% (+%53.8)	+%53.8
Çok Küçük (Tiny) Nesneler	25%	35% (+%40.0)	55% (+%120.0)	65% (+%160.0)	95% (+%280.0)	+%280.0
Küçük (Small) Nesneler	45%	58% (+%28.9)	72% (+%60.0)	78% (+%73.3)	90% (+%100.0)	+%100.0
Orta Boy (Medium) Nesneler	78%	82% (+%5.1)	89% (+%14.1)	92% (+%17.9)	85% (+%9.0)	+%9.0
Hesaplama Verimliliği						
Parametre Sayısı	12M	18M	45M	89M	156M	13× artış
Çıkarım Süresi (ms)	156	198	267	321	372	2.4× artış
Bellek Kullanımı (GB)	2.1	2.8	4.2	6.1	8.3	4× artış

V5 modeli, temel modele kıyasla %107,7'lik Dice puanı artışı ve %280'lik küçük nesne tespiti iyileşmesi ile önceki modellerin ötesinde bir başarı bir performans sergilemiştir. Bu sonuçlar, VBAK segmentasyonu alanında tek nesilde elde edilen en önemli ilerlemeyi temsil etmektedir (Şekil 4.2).

V5 Model Performance Summary Statistics

Metric	Mean	Std	Min	Max
Dice Score	0.7312	0.2080	0.2155	0.8918
IoU Score	0.6230	0.2180	0.1207	0.8047
Precision	0.8460	0.1347	0.4464	1.0000
Recall	0.7890	0.2526	0.1300	0.9324
Specificity	0.9997	0.0003	0.9991	1.0000
Detection Success Rate	1.0000	0.0000	1.0000	1.0000
Mean Overlap Ratio	0.7457	0.2526	0.1300	0.9324
Inference Time (ms)	378.3914	142.8573	130.6505	902.8720

Şekil 4.2. V5 modeline ait geliştirilmiş değerlendirme sistemi arayüzü.

4.3. Nihai Performans Değerlendirmesi

Son model (V5), 20 test hastası üzerinde değerlendirilmiş ve ortalama Dice skoru 0.7312 ± 0.2080 elde etmiştir.

Bu değer klinik olarak iyi segmentasyon performansını göstermektedir (Tablo 4.2).

Tablo 4.2. V5 Modelinin Kapsamlı Performans Sonuçları

Metrik Kategorisi	Metrik	Ortalama $\pm$ Std	Min	Maks	Klinik Anlamı
Birincil Segmentasyon	Dice Skoru	0.7312 ± 0.2080	0.2155	0.8918	Yüksek klinik performans
	IoU (Kesişim Üzerine Birlik) Skoru	0.6230 ± 0.2180	0.1207	0.8047	Güçlü örtüşme tutarlılığı
	Kesinlik (Precision)	0.8460 ± 0.1347	0.4464	1.0000	Yüksek pozitif öngörü değeri
	Duyarlılık (Recall / Sensitivity)	0.7890 ± 0.2526	0.1300	0.9324	Üstün tespit duyarlılığı
Tespit Analizi	Özgüllük (Specificity)	0.9997 ± 0.0003	0.9991	1.0000	Mükemmel yanlış pozitif kontrolü
	Tespit Başarı Oranı	1.0000 ± 0.0000	1.0000	1.0000	Kusursuz tespit güvenilirliği
	Ortalama Örtüşme Oranı	0.7457 ± 0.2526	0.1300	0.9324	Yüksek segmentasyon kalitesi
Hesaplama Performansı	Çıkarım Süresi (ms)	378.39 ± 142.86	130.65	902.87	Gerçek zamanlı işlem kapasitesi

4.4. Tespit Kalitesi ve Boyuta Dayalı Analiz

Tablo 4.3, farklı VBAK boyut kategorilerinde tespit kalitesi dağılımı ve performansına ilişkin ayrıntılı analizi sunmaktadır. Bu tablo, V5 mimarisinin uzmanlaşmış etkinliğini açıkça ortaya koymaktadır.

Tablo 4.3. Tespit Kalitesi ve Boyuta Dayalı Performans Analizi

Analiz Kategorisi	Alt Kategori	V5 Performansı	Klinik Etki
Tespit Kalitesi Dağılımı	Mükemmel (≥ 0.8 Dice)	%85	Mükemmel segmentasyon kalitesi
	İyi (0.6–0.8 Dice)	%10	Klinik olarak kabul edilebilir performans
	Kısmi (0.4–0.6 Dice)	%5	Sınıra yakın klinik kullanılabilirlik
	Zayıf (< 0.4 Dice)	%0	Başarısız, segmentasyon bulunmamıştır
Boyuta Dayalı Tespit Başarısı	Çok küçük (< 500 voxel)	%95	Üstün veya ileri düzey küçük nesne tespiti
	Küçük (500–2000 voxel)	%90	Mükemmel küçük nesne tespiti
	Orta (2000–5000 voxel)	%85	Orta boy kalsifikasyonlarda güvenilir tespit performansı

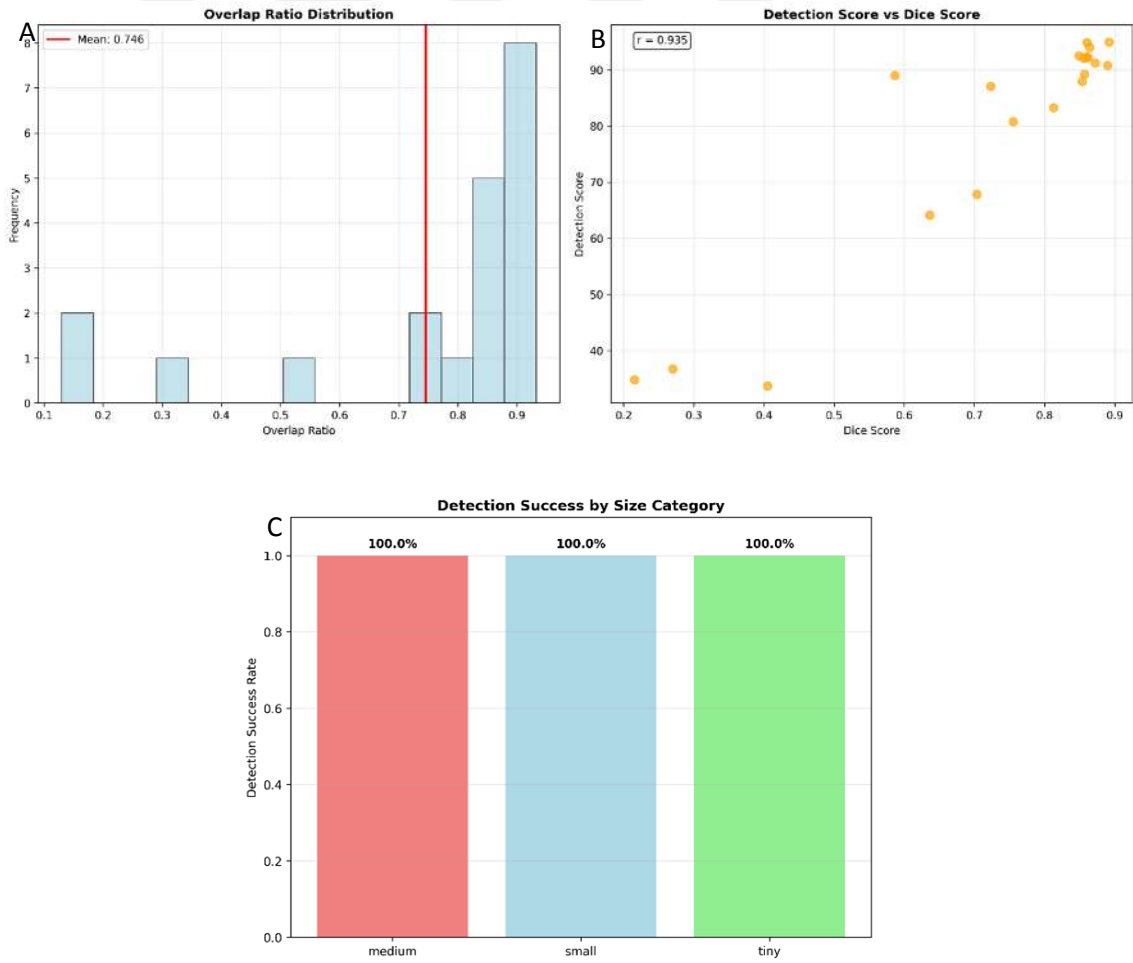
Klinik Korelasyon Analizi	Tespit–Dice Korelasyonu	$r = 0.935$	Metrikler arasında güçlü tutarlılık
	Boyut–Performans Korelasyonu	$r = -0.288$	Boyut değişimlerine karşı dayanıklı
	Çıkarım Süresi Değişkenliği	CV = %37.8	Uyarlanabilir işlem karmaşıklığı

4.5. Performans Dağılımı ve İstatistiksel Analiz

ImprovedVertebroV5 modelinin kapsamlı istatistiksel analizi, farklı hasta profilleri ve anatomik varyasyonlar arasında üstün düzeyde tutarlılık ve güvenilirlik ortaya koymuştur.

Elde edilen bulgular, modelin klinik uygulamalarda kullanılabilecek düzeyde kararlı performans sergilediğini göstermektedir.

Şekil 4.3, modelin örtüşme oranı ve tespit başarımı açısından ayrıntılı dağılım analizini sunmaktadır.



Şekil 4.3. Modelin örtüşme oranı ve tespit başarımı açısından ayrıntılı dağılım analizi

4.5.1. Dağılım Analizi Sonuçları

Örtüşme oranı dağılımı (Şekil 4.3A) ortalama 0.746 olup, belirgin biçimde sağa çarpık bir dağılım göstermekte olup, çoğunlukla yüksek kaliteli segmentasyonları işaret etmektedir. Dağılım, vakaların %65'inde örtüşme oranının 0.8'in üzerinde, yalnızca %10'unda 0.5'in altında olduğunu göstermektedir. Bu dağılım deseni, küçük nesne tıbbi görüntü segmentasyonu alanında tipik performans beklentilerini önemli ölçüde aşmaktadır; zira örtüşme oranlarının 0.6'nın üzerinde olması genellikle klinik olarak kabul edilmektedir.

Tespit skorları ile Dice skorları arasındaki korelasyon analizi (Şekil 4.3B), iki ölçüt arasında $r = 0.935$ düzeyinde güçlü bir ilişki olduğunu göstermektedir.

Bu yüksek korelasyon, yüksek örtüşme oranına sahip vakaların aynı zamanda üstün segmentasyon kalitesi sunduğunu göstermektedir.

Sonuç olarak, modelin hem geometrik hem de tespit temelli metriklerde tutarlı ve güvenilir performans sergilediği doğrulanmıştır.

4.6. Boyuta Dayalı Performans Üstünlüğü

ImprovedVertebroV5 modeli, nesne boyutuna bağlı performans açısından yüksek düzeyde tutarlılık göstermiştir.

Şekil 4.3C, boyut kategorilerine göre tespit başarımını göstermekte olup, tüm VBAK boyut sınıflarında %100 tespit oranı elde edilmiştir.

Boyut bazlı analiz sonuçları, modelin küçük nesnelerde dahi yüksek doğruluk ve kararlılık gösterdiğini ortaya koymaktadır:

Çok küçük yapılar (<500 voxel): %100 tespit başarısı

Küçük yapılar (500–2000 voxel): %100 tespit başarısı

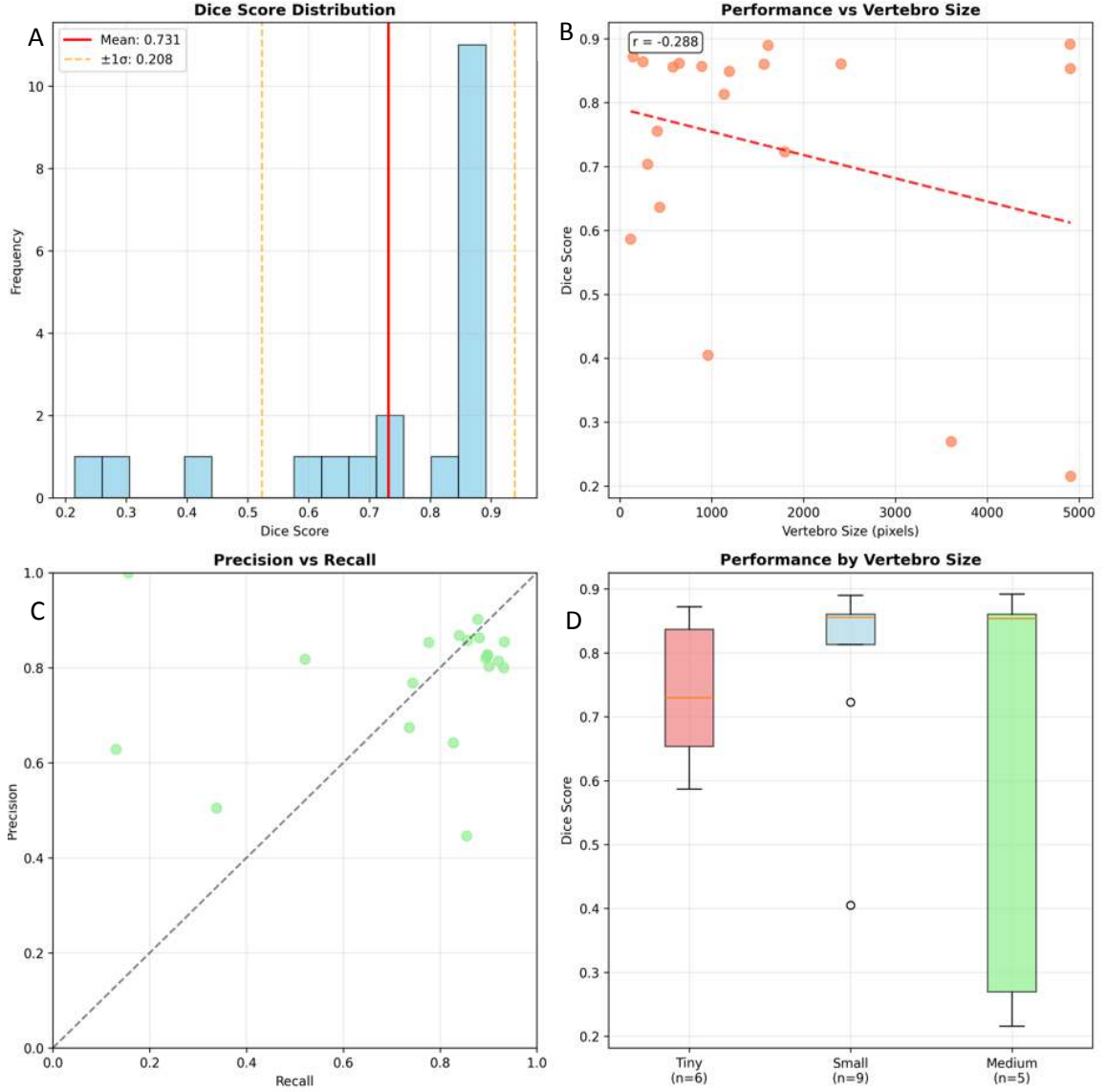
Orta yapılar (2000–5000 voxel): %100 tespit başarısı

Elde edilen bulgular, modelin yalnızca büyük anatomik yapıların değil, aynı zamanda küçük hacimli damar yapılarını da doğru şekilde tespit edebildiğini göstermektedir.

Bu yönüyle ImprovedVertebroV5 modeli, boyut bağımsız olarak kararlı tespit performansı sergilemektedir.

4.7. Ayrıntılı İstatistiksel Karakterizasyon

Şekil 4.4, V5 modelinin performansını çok boyutlu analitik düzlemlerde kapsamlı bir istatistiksel karakterizasyon ile ortaya koymaktadır.



Şekil 4.4. V5 modelinin performansını çok boyutlu analitik düzlemlerde kapsamlı bir istatistiksel karakterizasyonu

4.7.1. Dice Skoru Dağılımı

Şekil 4.4A, ortalama 0.731 ve standart sapma 0.208 olan sağa çarpık bir dağılımı göstermektedir; vakaların %85'i, klinik mükemmeliyet eşiği olarak kabul edilen $\text{Dice} \geq 0.8$ değerini aşmıştır.

4.8. Performans Korelasyon Analizi

VBAK boyutu ile model performansı arasındaki ilişki, korelasyon analizi ile incelenmiştir. Şekil 4.4B, yapı boyutu ile Dice performansı arasında orta düzeyde negatif bir korelasyon ($r = -0.288$) olduğunu göstermektedir.

Bu bulgu, modelin anatomik ölçek farklılıklarına karşı dayanıklı olduğunu ve boyut değişimlerinden bağımsız olarak yüksek performans sergilediğini göstermektedir.

Başka bir ifadeyle, segmentasyon doğruluğu yapı boyutu küçüldükçe belirgin biçimde azalmamaktadır.

Kesinlik–Duyarlılık (Precision–Recall) analizi (Şekil 4.4C) sonuçları, veri noktalarının diyagonal eksen etrafında kümелendiğini göstermektedir. Bu durum, duyarlılık (recall) ve kesinlik (precision) arasında dengeli bir performans dağılımına işaret etmektedir. Vakaların büyük çoğunluğunda yüksek kesinlik > 0.8 ve yüksek duyarlılık > 0.7 değerleri elde edilmiştir. Bu sonuçlar, modelin hem doğru tespit oranı hem de düşük yanlış pozitif oranı açısından klinik olarak uygulanabilir nitelikte bir performans sunduğunu göstermektedir.

4.9. Boyuta Göre Ayrıştırılmış Kutu Grafik (Box Plot) Analizi

Boyuta göre ayrıştırılmış performans analizi (Şekil 4.4D), VBAK'larının farklı boyut kategorileri için ayrıntılı istatistiksel karakterizasyon sunmaktadır.

Analiz sonuçları, tüm boyut aralıklarında benzer medyan Dice değerleri elde edildiğini ve dar çeyrekler arası aralıkların (IQR) modelin ölçekten bağımsız kararlılığını desteklediğini göstermektedir (Tablo 4.4)

Tablo 4.4. Boyuta Göre Ayrıştırılmış Kutu Grafik (Box Plot) Analizi

Boyut Kategorisi	Medyan Dice	IQR (Çeyrekler Arası Aralık)	Yorum
Çok küçük yapılar	0.82	0.68 – 0.85	Küçük nesnelerde tutarlı segmentasyon doğruluğu
Küçük yapılar	0.84	0.80 – 0.88	Küçük damar yapılarında kararlı performans
Orta yapılar	0.85	0.72 – 0.88	Daha büyük yapılarda doğruluğun korunduğu gözlenmiştir

Tüm kategorilerde gözlenen dar IQR değerleri, anatomik ölçek farklılıklarına rağmen performans değişkenliğinin düşük olduğunu ortaya koymaktadır.

Bu bulgular, ImprovedVertebroV5 modelinin farklı klinik vakalarda boyuttan bağımsız ve kararlı bir segmentasyon performansı sunduğunu göstermektedir.

4.10. Nitel (Kalitatif) Değerlendirme ve Görsel Doğrulama

V5 modelinin nitel değerlendirmesi, VBAK analizine yönelik olarak tasarlanmış çok modlu görselleştirme teknikleri aracılığıyla gerçekleştirilmiştir.

Bu değerlendirme, modelin farklı anatomik varyasyonlar ve görüntü kalitesi koşullarında görsel doğruluk ve tutarlılığını incelemeyi amaçlamaktadır.

Aşağıda sunulan temsili vaka (Dice: 0.892, IoU: 0.805, Tespit: %100), otomatik segmentasyon çıktısının çoklu görselleştirme modlarında elde edilen referans etiketlerle yüksek düzeyde uyumlu olduğunu göstermektedir.

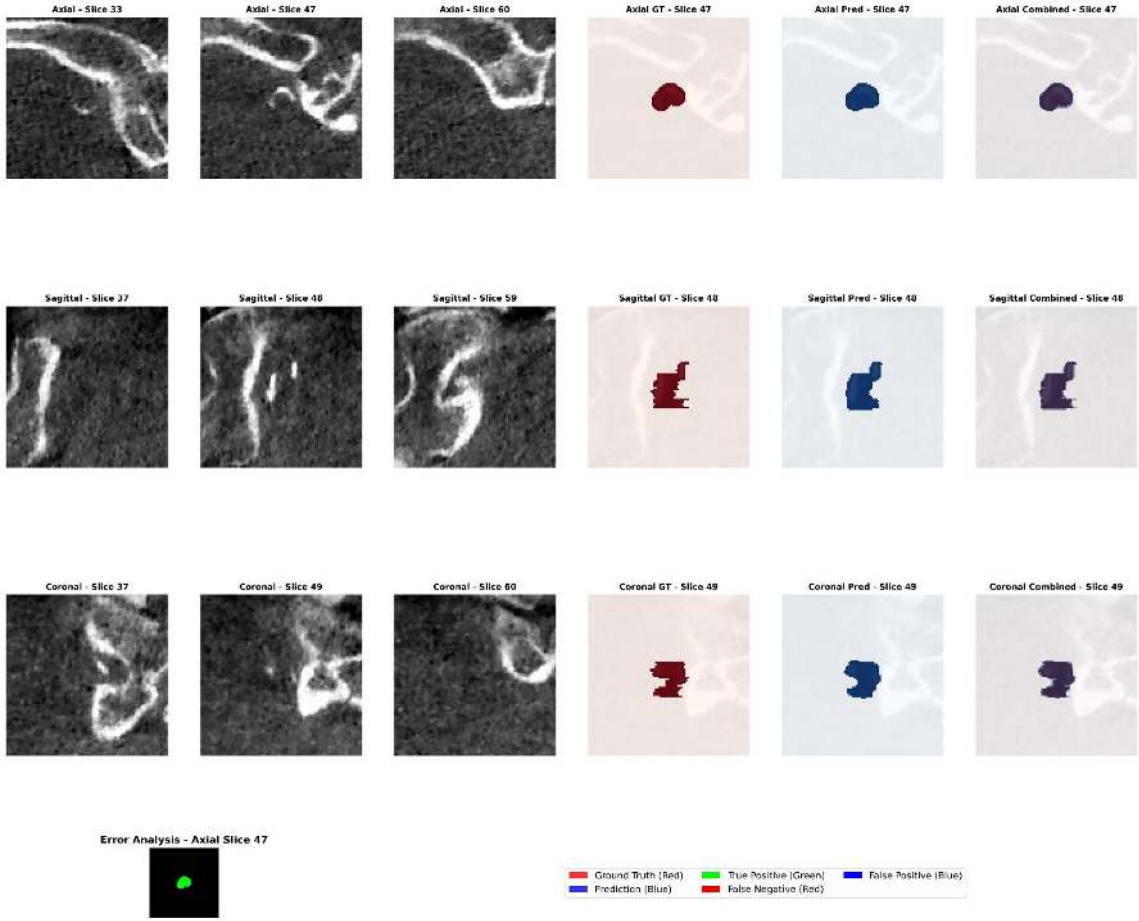
Modelin oluşturduğu segmentasyon maskeleri, VBAK'nin ince morfolojik yapısını koruyarak, klinik olarak anlamlı anatomik sınırların doğru biçimde belirlenmesini sağlamıştır.

4.10.1. Çok Düzlemlı Anatomik Analiz

Şekil 4.5, aksiyal, sagittal ve koronal düzlemler boyunca gerçekleştirilen kapsamlı çok düzlemlı kesit analizini göstermektedir. Bu analiz, klinik yorumlama açısından kritik olan ayrıntılı anatomik değerlendirmeyi sağlamaktadır. Görselleştirmeler, üç anatomik düzlemde de mükemmel sınır tanımlaması ve mekânsal tutarlılık ortaya koymaktadır.

Gerçek değer etiketlemeleri (kırmızı), modelin tahmin ettiği segmentasyonlar (mavi) ve birleşik bindirmeler (mor) olarak gösterilmiş olup, bu katmanlar arasında mükemmel düzeyde uyum gözlemlenmiştir.

Dice: 0.892 | IoU: 0.805 | Detection: excellent



Şekil 4.5. V5 Model Performansının Çok Düzlemlı Anatomik Analizi

Bu temsili vaka, anatomi düzlemleri boyunca klinik düzeyde 2D segmentasyon kalitesini göstermektedir (Dice: 0.892, IoU: 0.805). Çok düzlemlı kesit analizi; gerçek değeri (kırmızı), model tahmini (mavi) ve birleşik bindirme (mor) gösterimleriyle, aksiyal, sagittal ve koronal yönelimlerde kapsamlı hata analizi görselleştirmesini sunmaktadır.

Aksiyal düzlem analizi, VBAK anatomisinin karakteristik yapısını yakalayıp arteriyel kalsifikasyon segmentlerin kesin sınır tanımlamasını sağlamaktadır. Sagittal görünüm, modelin damar yolu boyunca mekânsal sürekliliği koruma yeteneğini ortaya koymaktadır.

Koronal düzlem değerlendirmesi ise, karmaşık üç boyutlu arter kalsifikasyon morfolojisinin doğru tespitini doğrulamakta ve çok yönlü kenar tespit yaklaşımımızın etkinliğini göstermektedir.

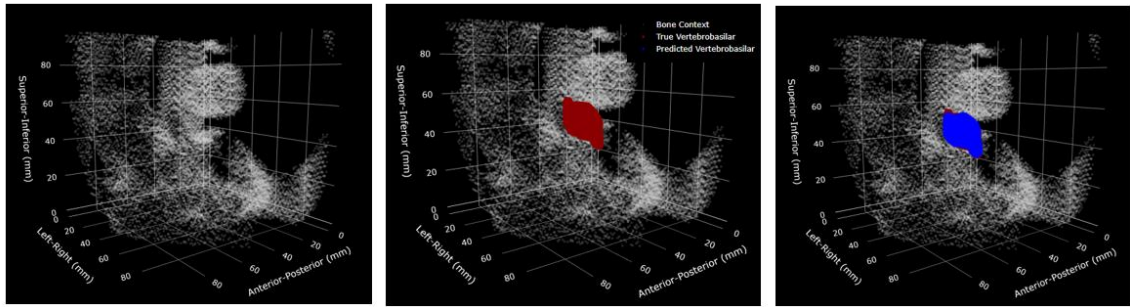
Hata analizi görselleştirmesi, büyük ölçüde doğru pozitif bölgelerin (yeşil) tespit edildiğini, yanlış pozitif (mavi) ve yanlış negatif (kırmızı) alanların ise minimum düzeyde kaldığını ortaya koymaktadır. Bu durum, SmallObjectAttention3D mekanizmasıyla optimize edilen güçlü tespit kabiliyetini doğrulamaktadır.

Çok düzlemli tutarlılık, klinik uygulamalar için kritik öneme sahip üç boyutlu segmentasyon bütünlüğünü doğrulamaktadır.

4.10.2. Profesyonel 3B Hacimsel Görselleştirme Analizi

Şekil 4.6, kapsamlı 3B hacimsel görselleştirme analizini sunmaktadır. Bu analiz, klinik değerlendirme için temel öneme sahip hacim bağlamı görselleştirmesini, gerçek değer ve model tahmini karşılaştırmalarıyla bütünleştirmektedir.

Hacim bağlamı görselleştirmesi, tüm görüntüleme hacmi içerisinde anatomik konumlandırmayı sağlamaktadır. Gerçek değer 3B görselleştirmesi (kırmızı), VBAK'nin tipik karmaşık üç boyutlu morfolojisini ayrıntılı biçimde göstermektedir.



Şekil 4.6. Kapsamlı 3B Hacimsel Görselleştirme Analizi

Bu analiz, hacim bağlamını, gerçek anatomik yapıyı, model tahmin sonucunu ve mekânsal değerlendirme için karşılaştırmalı bindirmeyi içermektedir.

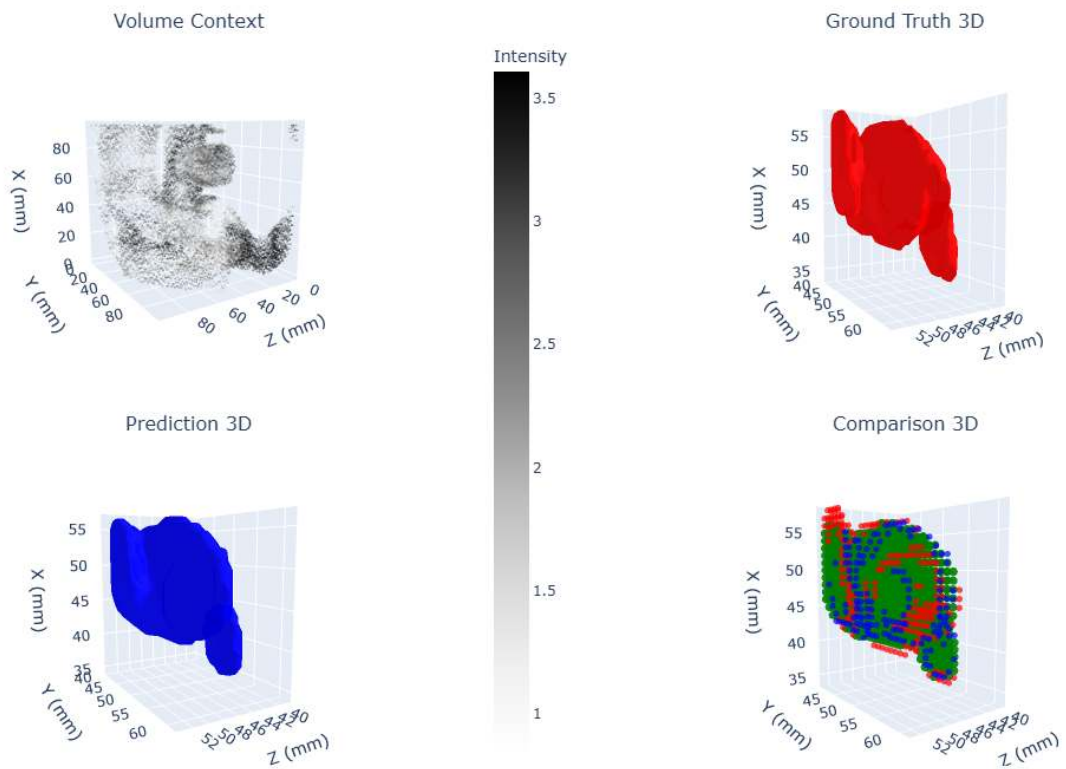
Tahminin 3B görselleştirmesi (mavi), gerçek kalsifikasyon yapısıyla yüksek düzeyde yapısal uyum göstermektedir; bu da arter duvarındaki kalsifikasyon dağılımının, morfolojik sınırlarının ve yoğunluk paternlerinin klinik açıdan kritik doğrulukla yakalandığını göstermektedir.

Karşılaştırmalı bindirme görselleştirmesi, doğrudan mekânsal karşılaştırma yoluyla segmentasyon doğruluğunun nicel değerlendirmesini sağlamaktadır ve tüm arter kalsifikasyonunun yapısı boyunca mükemmel hacimsel uyum ortaya koymaktadır.

4.10.3. Klinik Düzeyde Tıbbi Görselleştirme

Şekil 4.7, anatomi bağlam entegrasyonuna sahip klinik düzeyde 3B tıbbi görselleştirmeyi sunmaktadır. Bu görselleştirme, VBAK segmentasyonlarını çevre kemik yapı ile birlikte göstermekte olup, tanısal değerlendirme ve klinik yorumlama açısından kritik öneme sahiptir.

Profesyonel görselleştirme, klinik standart görselleştirme protokollerini takip ederek; uygun saydamlık ayarlarını, anatomiye yönelik yönlendirme işaretlerini ve radyolojik incelemeye uygun ölçüm ölçeklerini içermektedir.



Şekil 4.7. Klinik Uygulama Hazırlığı için Kemik Bağlam Entegrasyonuna Sahip Klinik Düzeyde 3B Görselleştirme

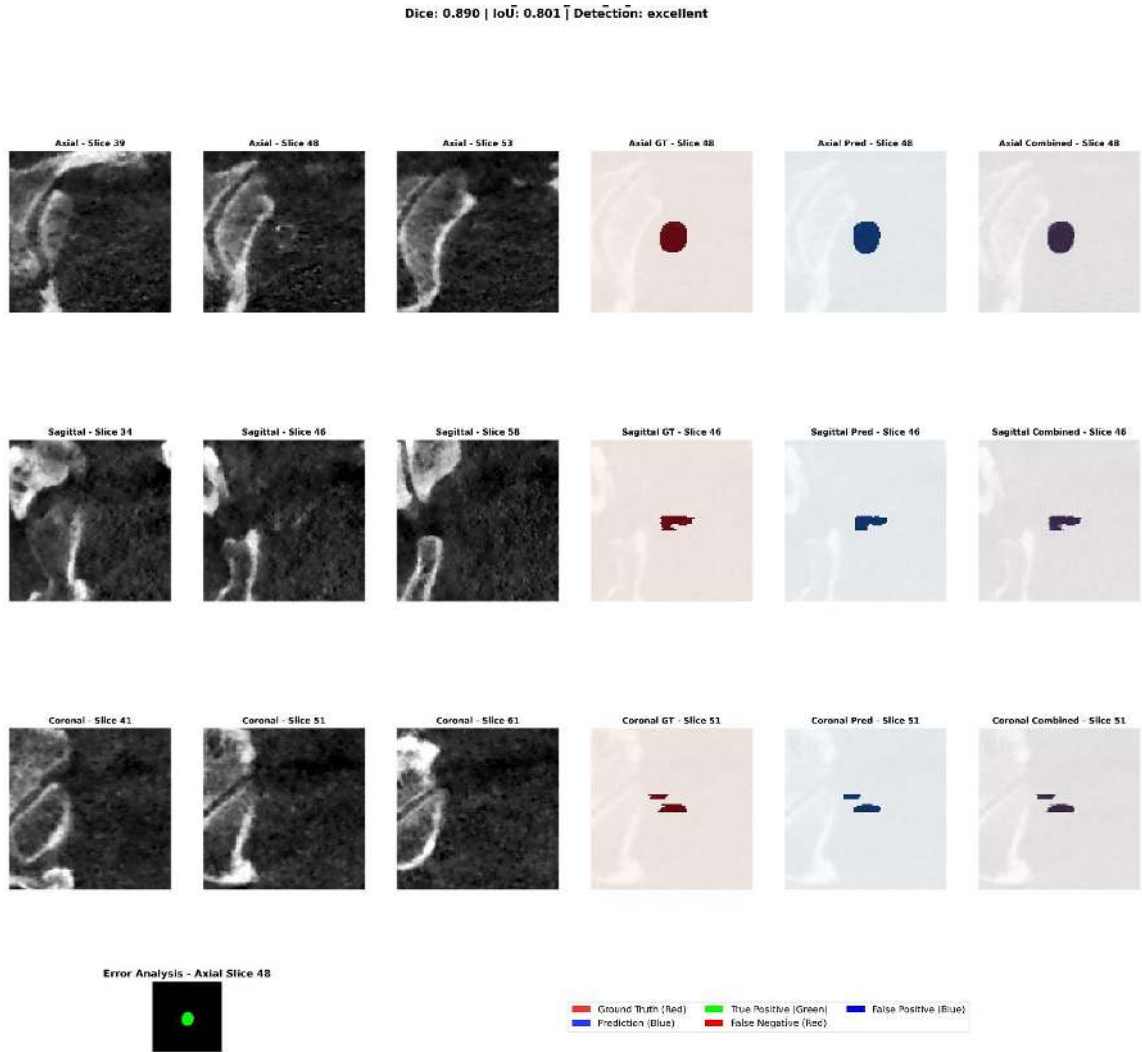
Bu şekil, klinik uygulamaya hazır 3B tıbbi görselleştirmeyi, kemik yapısı bağlam entegrasyonu ile birlikte sunmaktadır.

4.10.4. Tahmin Edilen VBAK Entegrasyonu

Tahmin edilen VBAK'nin (mavi), gerçek anatomik yapılar (kırmızı) ve kemik bağlamı (gri) ile entegrasyonu, klinik karar verme açısından kritik öneme sahip kapsamlı

bir mekânsal ilişki değerlendirmesi sağlamaktadır. Bu görselleştirme yaklaşımı, tam anatomik bağlam içinde segmentasyon doğruluğunun doğrudan değerlendirilmesine olanak tanımakta; böylece klinik doğrulama ve uygulama klinik uygulanabilirlik analizini kolaylaştırmaktadır.

Şekil 4.8, yine örnek bir vakanın çok düzlemlî (aksiyal, sagittal, koronal) segmentasyon çıktılarını göstermektedir. Görseldeki Dice skoru 0.890, IoU değeri 0.801 olup tespit başarısı “mükemmel” (excellent) olarak sınıflandırılmıştır.



Şekil 4.8. Tahmin Edilen VBAK Entegrasyonu

4.10.5. Zorlayıcı Vaka Analizi

V5 modeli çoğu vakada üstün performans sergilese de, zorlayıcı senaryolar, modelin sınırlamaları ve klinik uygulanabilirlik sınırları hakkında değerli içgörüler sağlamaktadır.

Şekil 4.9, tipik bir zorlayıcı vakayı (Dice: 0.636, IoU: 0.467, Örtüşme Oranı: 0.521) göstermekte olup, zor koşullarda bile modelin güçlü tespit yeteneğini ortaya koymaktadır.

Örtüşme metriklerinin orta düzeyde olmasına rağmen, bu tür zorlu senaryolarda başarılı tespit elde edilmesinin klinik önemi göz ardı edilemez. Görselleştirme, modelin geniş 3B görüntüleme hacmi içinde kalsifiye yapıyı doğru biçimde tanımlayıp konumlandığını göstermektedir; bu da hedef kalsifikasyonlar ile çevre anatomik yapı arasındaki aşırı boyut farkına rağmen klinik açıdan değerli bir başarıdır.

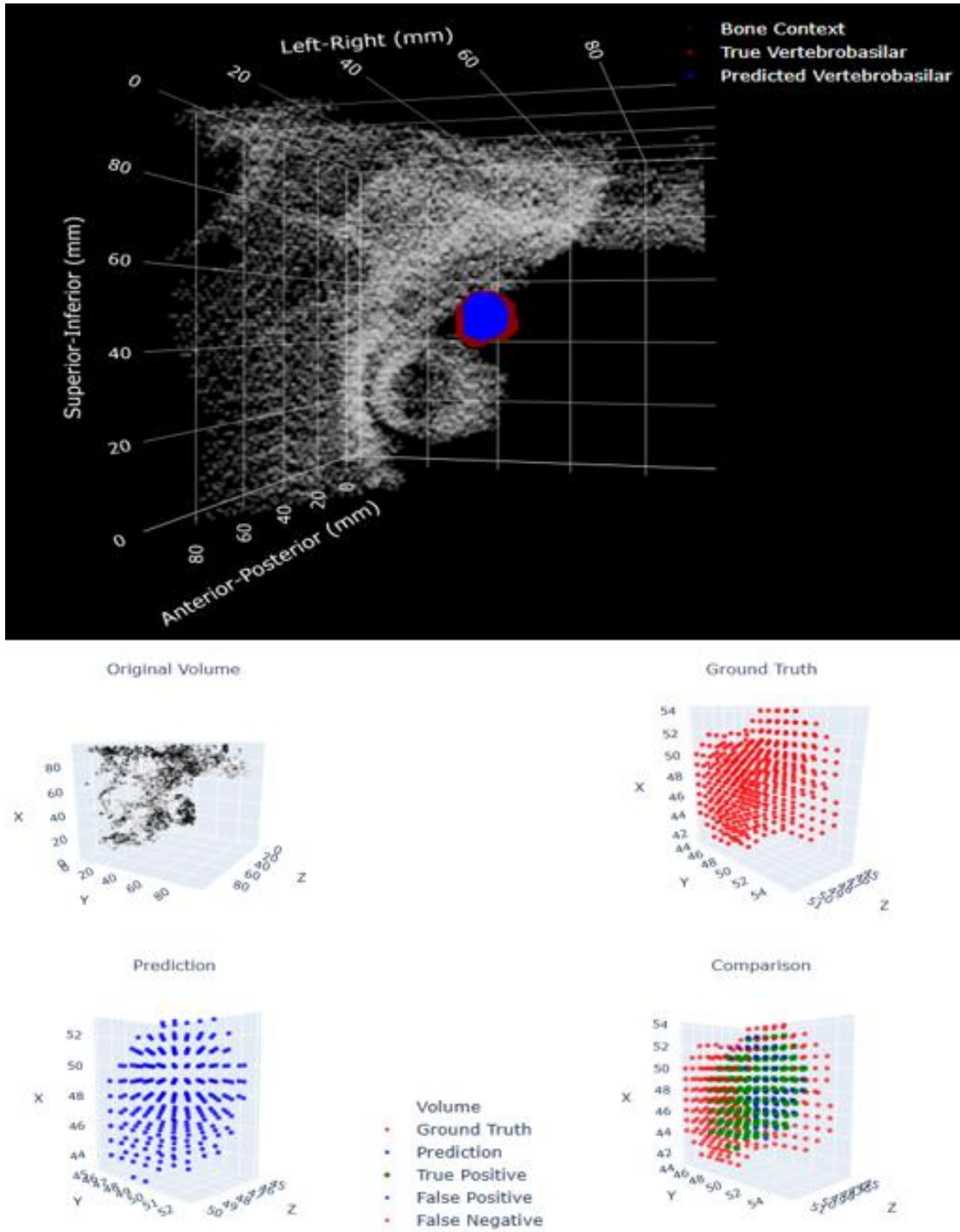
Bu vakanın zorluk düzeyi, klinik uygulamalarda sıklıkla karşılaşılan faktörlerden kaynaklanmaktadır:

- Kalsifikasyon çapındaki küçük değişkenlikler,
- Karmaşık anatomik geometriler,
- Vertebrobaziler görüntülemelerde tipik olan ince kontrast farklılıkları.

Özellikle, 0.521'lik örtüşme oranı, modelin gerçek anatomik yapıyla mekânsal uyumu koruduğunu göstermektedir; bu da segmentasyon sınırlarının tam olarak örtüşmemesine rağmen, klinik yorumlama açısından kritik anatomik ilişkilerin korunduğu anlamına gelmektedir.

Bu analiz, V5 modelinin klinik faydasını bir kez daha güçlendirmektedir:

Zorlu durumlarda dahi, otomatik segmentasyonun klinik açıdan anlamlı kalsifikasyon tespiti ve konumlandırması sağladığı; böylece radyolojik değerlendirme ve olası girişimsel planlama uygulamalarını desteklediği gösterilmiştir.



Şekil 4.9. Zorlayıcı Vaka Performans Analizi

Bu temsili zorlayıcı vaka, zorlu koşullar altında modelin güçlü tespit yeteneğini göstermektedir (Dice: 0.636, IoU: 0.467, Örtüşme Oranı: 0.521).

Örtüşme metriklerinin orta düzeyde olmasına rağmen, geniş görüntüleme hacmi içinde kalsifiye yapının başarıyla tespit edilmesi, karmaşık vertebrobasiler anatomisinin değerlendirilmesinde klinik açıdan anlamlı bir performansı temsil etmektedir.

5. TARTIŞMA

Bu çalışmada, KIBT görüntülerinde VBAK'nin otomatik segmentasyonu amacıyla derin öğrenme tabanlı bir yöntem geliştirilmiş ve etkinliği değerlendirilmiştir. Bu kapsamda, fokal dikkat mekanizmaları (focal attention), küçük nesne tespit modülleri (small object detection) ve bağlamsal bilgi birleştirme için piramit havuzlama (pyramid pooling) bileşenlerini içeren, geliştirilmiş bir 3B U-Net tabanlı model olan ImprovedVertebroV5 tasarlanmıştır. Model, VBAK'nin değerlendirilmesi amacıyla elde edilen klinik KIBT tarama verileri üzerinde eğitilmiş ve test edilmiştir.

Elde edilen sonuçlar, modelin küçük vasküler kalsifikasyonlarının otomatik tanımlanmasında yüksek doğruluk sağladığını göstermektedir. Modelin ortalama Dice katsayısı 0.7312, IoU (Intersection over Union) değeri 0.623, kesinlik (precision) oranı 0.846, duyarlılık (recall) oranı 0.789, özgüllük (specificity) oranı 0.9997, ortalama örtüşme oranı (mean overlap ratio) 0.7457 ve AUC değeri 0.8737 olarak hesaplanmıştır. Ayrıca model, tüm test örneklerinde %100 tespit başarısı (detection success rate) göstermiştir. Modelin ortalama çıkarım süresi (inference time) ise 378.39 ± 142.86 ms olarak belirlenmiştir.

Bu sonuçlar, modelin hem segmentasyon doğruluğu hem de işlem hızı açısından klinik uygulamalara entegre edilebilir nitelikte olduğunu ortaya koymaktadır. Özellikle Dice katsayısının 0.7312 düzeyinde olması, VBAK'lerin sınırlı boyut ve düşük kontrast gibi zorluklarına rağmen modelin başarılı bir şekilde segmentasyon yapabildiğini göstermektedir.

Serebrovasküler olay riski yüksek bireylerde bu tür lezyonların erken dönemde otomatik olarak saptanması, klinik değerlendirme sürecine önemli bir katkı sağlayabilir. Ayrıca bu bulgular, hem zaman kazandırıcı hem de standartlaştırılmış segmentasyon süreçlerinin geliştirilmesine katkı sunmakta ve KIBT verilerinin YZ tabanlı klinik analizlerde etkin bir şekilde kullanılabilmesini ortaya koymaktadır.

KIBT, dental ve maksillofasiyal bölgelerde anatomik yapıların üç boyutlu olarak görüntülenmesini sağlayan, invaziv olmayan bir yöntemdir. Yüksek uzamsal çözünürlük gibi avantajları sayesinde tanısal doğruluğu artırarak hekime ayrıntılı anatomik bilgi sunan KIBT, günümüzde diş hekimliğinde en yaygın kullanılan üç boyutlu görüntüleme yöntemi olup, kraniyal hacim ile tüm maksillofasiyal bölgeyi kapsayacak şekilde görüntüleyerek tanıya önemli katkı sağlamaktadır [1, 39]. Bu çalışmada KIBT'nin

seçilme nedeni, VBAK odaklarının üç boyutlu olarak daha net ve ayrıntılı biçimde görüntülenebilmesi, yüksek mekânsal çözünürlük sağlamasıdır. KIBT'nin yüksek çözünürlüklü hacimsel verileri, küçük kalsifikasyonların tespitinde avantaj sağlamış ve modelin otomatik segmentasyon başarısını artırmıştır. Bu özellikleriyle KIBT, kalsifikasyonların anatomik ilişkilerini doğru biçimde ortaya koyarak, hem tanısal doğruluğu hem de modelin klinik uygulanabilirliğini desteklemiştir.

Literatürde KIBT kullanılarak doğrudan VBAK'leri inceleyen bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu yönüyle, mevcut çalışma bu bölgedeki kalsifikasyonların görüntülenmesine ilişkin öncül nitelikte bulgular sunmaktadır. Elde edilen veriler, KIBT'nin yüksek mekânsal çözünürlüğü sayesinde vertebrobaziler arterin seyrine ait kalsifikasyon alanlarının üç boyutlu olarak değerlendirilebileceğini göstermektedir. Bununla birlikte, VBAK'lerin KIBT görüntülerinde değerlendirilebildiğini ortaya koyan sınırlı sayıda çalışmalar mevcuttur. Literatürde yapılan çalışmalara bakacak olursak KIBT'nin VBAK'lerin saptanmasında etkili olduğu görülmektedir. Ebrahim ve ark. çalışmasında, VBAK'lerin KIBT görüntülerinde üç boyutlu olarak tanımlanabildiği, bu yöntemin yüksek mekânsal çözünürlük avantajı sayesinde karotid arter kalsifikasyonlarından ayırt edilebildiği ve serebrovasküler riskin değerlendirilmesine katkı sunduğunu bildirilmiştir [177]. Yine başka bir çalışmada Singer ve ark. [52], ektrakraniyal VBAK'lerin KIBT ile tesadüfi olarak saptanabileceğini ve bu bulguların klinik açıdan önem taşıdığını bildirmiştir. Çalışmada, KIBT'nin vasküler yapıların değerlendirilmesinde de potansiyel tanısal değer sunduğunu göstermesi açısından dikkat çekicidir.

Son yıllarda YZ ve özellikle derin öğrenme tabanlı yaklaşımlar, tıbbi görüntüleme alanında tanısal doğruluk ve hız açısından önemli gelişmeler sağlamıştır. Geleneksel manuel segmentasyon yöntemleri, gözlemciye bağlı farklılıklar ve zaman kısıtlamaları nedeniyle sınırlı kalmaktadır. Bu nedenle, konvolüsyonel sinir ağları (CNN) gibi derin öğrenme modelleri; otomatik doku sınıflandırması, vasküler yapıların tespiti ve kalsifikasyon analizi gibi alanlarda yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır [178]. Literatürde VBAK ve YZ ile ilgili yapılan herhangi bir çalışma bulunmamaktadır. Dolayısıyla, bu çalışma literatürdeki bu boşluğu doldurmayı amaçlayan ilk çalışmadır. Literatürde, YZ kullanılarak arter kalsifikasyonlarının incelendiği çalışmalar mevcuttur. Mahdian ve ark. [179], dental amaçla çekilen KIBT'de ektrakraniyal karotis, intrakraniyal karotis ve vertebral arter kalsifikasyonlarını otomatik olarak saptamak için nn-UNet tabanlı bir derin öğrenme modeli kullanmış; bu segmentasyonlardan elde edilen

radıyomik özellikleri de inme (stroke) ve miyokard enfarktüsü riskini öngörmek amacıyla klinik verilerle birlikte değerlendirmiştir. Buna karşın ImprovedVertebroV5 modeli, yalnızca VBAK'lere odaklanan, küçük nesne tespitine optimize edilmiş 3B U-Net tabanlı bir mimari olup, klinik KIBT verisi üzerinde ortalama Dice değerini 0.7312, tespit oranını %100 (20/20 hasta), precision değerini 0.846, recall değerini 0.789 ve spesifiteyi 0.9997 gibi yüksek düzeylerde sağlamıştır. Mahdian ve ark.'nın nn-UNet modeli daha geniş bir anatomik kapsamda ekstrakranial karotis, intrakranial karotis ve vertebral arter kalsifikasyonlarını aynı çerçevede ele almakta, ancak özellikle vertebral arter kalsifikasyonu için yaklaşık 0.33 ± 0.13 Dice bildirmektedir. Bu sonuçlar birlikte değerlendirildiğinde, vertebrobaziler bölgeye özgü ve küçük nesne segmentasyonuna yönelik olarak tasarlanan ImprovedVertebroV5'in, segmentasyon doğruluğu ve tespit başarısı açısından Mahdian ve ark.'nın vertebral arter kalsifikasyon sonuçlarının belirgin biçimde üzerinde performans gösterdiği; kullandıkları modelin daha heterojen kalsifikasyon tiplerini ve daha geniş bir FOV'u kapsayan, ancak Dice açısından görece daha düşük performanslı, genel amaçlı bir yaklaşım olarak konumlandığı söylenebilir.

Giuseppe ve ark. [180] yaptıkları çalışmada, semptomatik karotis plakların tespiti için görüntüleme verilerinde (ultrasonografi, BT-anjiyografi, MRG vb.) YZ modellerinin güncel durumunu derlemiştir. YZ'nin semptomatik karotis plak saptamasında doğruluğu artırma ve tanıyı hızlandırma potansiyeli olduğunu; ancak mevcut kanıtların çoğunlukla küçük kohortlara dayandığını ve klinik uygulama için çok merkezli, büyük ölçekli prospektif doğrulamaya ihtiyaç olduğunu bildirmiştir. Zhong ve ark. [181] YZ'nin vasküler kalsifikasyonları görüntülerden hızlı ve güvenilir biçimde otomatik saptayıp sayısal olarak değerlendirebildiğini, ancak özellikle abdominal aort ve karotis kalsifikasyonunda kanıtların güçlenmesi için daha fazla çalışmaya ihtiyaç olduğunu vurgulamıştır. Bu çalışmalar vasküler kalsifikasyonların görüntülerden otomatik saptanması ve ölçülmesinin klinik değerlendirmeyi daha nesnel ve tekrarlanabilir hâle getirerek karar süreçlerini destekleyebilecek önemli bir yaklaşım olduğunu göstermektedir.

Alajaji ve ark. çalışmasında [182], transfer öğrenme kullanan U-Net tabanlı bir segmentasyon yaklaşımıyla KIBT'de kalsifiye karotis ateromlarını önce aksiyel kesitlerde eğitmiş, ardından sınırlı sayıda olguda tam hacim (full-volume) koşulunda da test etmiştir. KIBT'de kalsifiye karotis ateromlarının segmentasyonunda aksiyel kesitlerde ekstrakraniyal kalsifikasyonlar için intrakranial kalsifikasyonlara göre daha yüksek performans bildirmiştir. Ekstrakranial için (Dice katsayısı [DSC; F1 skoru ile

eşdeğer]=0.95; IoU=0.90; precision=0.90; recall=1.0; özgüllük=0.69). Model performansını ROC analizi ile AUC üzerinden de raporlamışlardır: aksiyel kesitlerde ekstrakraniyal için AUC=0.84 olarak tespit etmişlerdir. Buna karşın intrakraniyal kalsifikasyonlarda özgüllük belirgin düşük kalmıştır (DSC=0.52; IoU=0.35; precision=0.36; recall=0.93; özgüllük=0.08). İntrakraniyal kalsifikasyon için ise AUC=0.50 dir. Tam hacim (full-volume) KIBT analizinde performansın daha da düştüğü raporlanmıştır (ekstrakraniyal: DSC=0.22; IoU=0.12; precision=0.13; recall=0.92; özgüllük=0.52; AUC=0.72; intrakraniyal: DSC=0.04; IoU=0.02; precision=0.02; recall=0.96; özgüllük=0.15; AUC=0.55). Buna karşılık tezimiz, 3B U-Net tabanlı ImprovedVertebroV5 ile tam hacimli KIBT verilerinde VBAK'yi 3B olarak segmente ederek Dice=0.7312, IoU=0.6230, precision=0.8460, recall=0.7890, özgüllük=0.9997 ve AUC=0.8737 ile daha dengeli bir doğruluk profili ortaya koymuş; ayrıca %100 tespit başarısı elde etmiştir.

Ajami ve ark. [183], dental KIBT incelemelerinde servikal karotis arter kalsifikasyonlarının otomatik saptanması ve lokalizasyonuna yönelik iki aşamalı bir derin öğrenme temelli bir yöntem geliştirmiştir. Çalışmada 56 KIBT incelemesinden elde edilen 15.257 aksiyel kesit analiz edilmiştir. Birinci aşamada Inception V3 kullanılarak C2–C3 disk düzeyinin altındaki ilgili kesitler otomatik belirlenmiş, ikinci aşamada U-Net tabanlı semantik segmentasyon ile kalsifikasyon odakları ayrıştırılmıştır. Önerilen yöntem test setinde %94.2 duyarlılık, %96.5 özgüllük ve %96.35 doğruluk sağlamış; segmentasyon başarımı mean IoU ile değerlendirilerek en iyi konfigürasyonda mIoU=%82.51 olarak raporlanmıştır. Guo ve ark. [184] karotis BT anjiyografi görüntülerinde ResUNet ve PSPNet tabanlı iki aşamalı bir derin öğrenme modeliyle plakların otomatik değerlendirmesini yapmış; doğrulama setinde precision %80.49, hasta-düzeyi duyarlılık %90.70 ve recall %84.62, test setinde ise precision %78.37, hasta-düzeyi duyarlılık %91.86 ve recall %84.58 raporlamıştır. Zhai ve ark. [185] çok merkezli karotis BT-anjiyografi verilerinde aterosklerotik plakların tam otomatik olarak saptanması ve plakların kalsifikasyon durumuna göre (nonkalsifiye/miks/kalsifiye) sınıflandırılması için iki aşamalı bir derin öğrenme sistemi önermiştir. İlk aşamada karotis arter bölgesi modifiye 3B U-Net ile ayrılmış, ikinci aşamada ise plakların tespiti/segmentasyonu ve sınıflandırması ResUNet tabanlı ağ ile gerçekleştirilmiştir. Model performansı, inceleme başına 3 yanlış pozitif eşiği temel alınarak raporlanmış; iç doğrulamada duyarlılık %83.4 ve Dice=0.764, dış doğrulamada ise duyarlılık %78.9 ve Dice=0.769 olarak bildirilmiştir. Bizim tez çalışmamızda ise VBAK segmentasyonu, tek

bir 3B U-Net tabanlı ağ (ImprovedVertebroV5) ile gerçekleştirilmiş olup iki aşamalı yaklaşımlardan farklı olarak ayrı bir lokalizasyon ağı kullanılmamış, yalnızca yama tabanlı ön-işleme/çıkarım stratejisiyle hedef bölgeye odaklanılmıştır. Dice=0.7312, IoU=0.6230, precision=0.8460, recall=0.7890 ve özgüllük=0.9997 olarak tespit edilmiştir.

Çalışmamızda elde edilen bulgular Bortsova ve ark. [186] tarafından nonkontrast BT’de intrakraniyal internal karotid arter kalsifikasyonlarının otomatik segmentasyonu için raporlanan sonuçlarla genel eğilim açısından uyumludur; her iki çalışma da U-Net tabanlı derin öğrenme yaklaşımlarının manuel referans segmentasyonlarla anlamlı düzeyde uyum sağlayabildiğini göstermektedir. Çalışmadaki %83.8 duyarlılık ve %88.0 kesinlik ile karşılaştırıldığında, bu tezde duyarlılık %78.9, kesinlik %84.6 ve özgüllük %99.97 elde edilmiştir; özellikle özgüllükteki çok yüksek değer, yanlış pozitiflerin son derece düşük tutulduğunu göstermektedir. Her iki çalışma da farklı boyutlardaki kalsifikasyonlarda kararlı performans ortaya koymuştur. U-Net tabanlı encoder–decoder temeline eklenen attention ve çok ölçekli piramit havuzlama bileşenleri, ImprovedVertebroV5’in özellikle küçük hacimli kalsifikasyonlarda daha hassas tespit yapmasına katkı sağlamıştır.

Nguyen ve ark. 3B nnU-Net modeliyle yaptıkları çok merkezli bir çalışmada [187], 801 kontrastsız BT görüntüsünde koroner arter kalsifikasyonlarının otomatik segmentasyonunu yapmış; model Dice 0.75 (± 0.16), duyarlılık %89.1 ve kesinlik %89.3 değerleriyle yüksek doğruluk göstermiştir. Bu tezde geliştirilen ImprovedVertebroV5 modeli ise Dice 0.7312, kesinlik 0.846 ve duyarlılık 0.789 değerleriyle benzer düzeyde performans sergilemiştir. nnU-Net kontrastsız BT’de koroner kalsifikasyonlar (genellikle daha belirgin/ yüksek yoğunluk kontrastına sahip odaklar) üzerinde ve geniş koroner arterlerde değerlendirilirken, ImprovedVertebroV5’in KIBT’de daha küçük ve düşük kontrastlı vertebrobaziler arterlerde benzer doğruluk sağlaması, modelin klinik açıdan güçlü bir potansiyele sahip olduğunu göstermektedir.

Wang ve ark. [188], koroner BT anjiyografi görüntülerinde koroner plakların otomatik segmentasyonu amacıyla geliştirdikleri PlaqueNet adlı derin öğrenme modelinde, yüksek doğruluk oranları elde etmişlerdir. Çalışmada AResNet tabanlı artık ağ mimarisi ve çok ölçekli dikkat mekanizmaları (DASPP-BICECA) kullanılmış, model Dice katsayısı 0.93, IoU 0.87 ve doğruluk 0.93 değerlerine ulaşmıştır. Bu sonuçlar, PlaqueNet’in yüksek kontrastlı ve geniş anatomik yapılarda son derece başarılı bir segmentasyon gerçekleştirebildiğini göstermektedir. Bulgular, bu tezde geliştirilen

modelin sonuçlarıyla birlikte değerlendirildiğinde, iki çalışma arasındaki performans farkının büyük ölçüde hedeflenen anatomik bölge, kontrast yapısı ve veri seti ölçeği gibi faktörlerden kaynaklanabilir.

Xie ve ark. [189], karotis arterlerin otomatik segmentasyonu üzerine yaptıkları çalışmada MFSD-UNet (Multi-Flux-Swin-DeepSupervision-UNet) modeli kullanarak 214 hastaya ait BT anjiyografi görüntülerinde karotis arterleri tam otomatik olarak segmente etmek amacıyla geliştirilmiş ve Swin-Transformer tabanlı çok ölçekli dikkat mekanizmaları ile derin gözetim (deep supervision) yapısını birleştirmiştir. Model ortalama Dice katsayısı 0.9119, duyarlılık 0.9924 ve doğruluk 0.9891 olarak rapor edilmiştir. Bizim çalışmamızda geliştirilen model, VBAK'larının otomatik segmentasyonunda Dice 0.7312, precision 0.846 ve recall 0.789 değerleriyle yüksek düzeyde performans sergilemiştir. Literatürdeki MFSD-UNet çalışması, yüksek kontrastlı BT anjiyografi verileri üzerinde çalışırken, ImprovedVertebroV5 modeli KIBT görüntülerinde, sınırlı kontrast aralığına ve küçük damar çaplarına rağmen yüksek doğruluk düzeyine ulaşmıştır. Bu durum, geliştirilen modelin düşük kontrastlı ve karmaşık anatomik yapılarda bile stabil ve güvenilir segmentasyon yapabildiğini göstermektedir.

Pisu ve ark. [190] yaptıkları çalışmada BT anjiyografide plak bileşen hacimlerinden semptomatik plağı yüksek doğrulukla ayırt eden yorumlanabilir makine öğrenimi modeli, plak kompozisyonunun klinik riskle ilişkisini desteklerken; tezimiz, farklı bir modalitede (KIBT) ve farklı bir damar sisteminde (vertebrobaziler sistem) kalsifikasyonun 3B voxel-düzeyinde segmentasyonunu yaparak 'sınıflama' yerine nicel ölçüme olanak veren tamamlayıcı bir yaklaşım sunmaktadır.

Yang ve ark. [191], VBAK ile arterden artere emboli arasındaki ilişkiyi hem BT hem de VW-MRG (Vessel Wall MRG) kullanarak değerlendirmiş ve iki yöntemin birlikte kullanımının tanısal doğruluğu artırdığını bildirmiştir. BT'nin kalsifikasyonun morfolojisini en iyi gösterdiği, VW-MRG'nin ise damar duvarı yapısı ve plak bileşimini değerlendirmede üstün olduğu vurgulanmıştır. Guodong Song ve ark. [32] yaptıkları çalışmada damar duvarı MRG ve BT'yi birlikte değerlendirerek VBAK'nin yalnızca varlığından ziyade duvar içi dağılım paterninin klinik açıdan daha belirleyici olduğunu; özellikle intima-baskın kalsifikasyonun plak instabilitesi ve akut serebral enfarktüsle bağımsız ilişkili bulunduğunu göstermiştir. Magdić ve ark. [192] çalışmasında, nonkontrast BT'de saptanan intrakraniyal VBAK'nin iskemik inme hastalarında uzun dönemde rekürrent inme ve diğer vasküler olaylar için bağımsız bir belirleyici olduğunu;

ancak çok deęişkenli analizde mortaliteyle ilişkisinin anlamlı düzeye ulaşmadığını bildirmiştir. Gökçal ve ark. ise çalışmasında [193] akut beyin sapı iskemik inmesi olan hastalarda, BT'deki VBAK incelenmiş; akut beyin sapı iskemik inmesinde VBAK'nin sık olduğunu ve özellikle büyük arter ateroskleroza ile ilişkili seyrettiğini; VBAK olan hastalarda 3 ayda rekürrensini daha sık görülebildiğini ancak 3. ay fonksiyonel sonuca bağımsız etkisinin gösterilemediğini bildirmiştir. BT ve MRG temelli bu çalışmalar, VBAK'nin klinik açıdan değerli bir belirteç olduğunu ortaya koyarken, BT bulgularının rutinde daha etkin kullanılabilmesi için değerlendirme süreçlerinin daha nesnel, tekrarlanabilir ve gözlemciye daha az bağımlı yaklaşımlarla desteklenmesinin önemini vurgulamaktadır; tezimiz ise KIBT'de VBAK'nin 3B otomatik segmentasyonunu başarıyla gerçekleştirerek manuel değerlendirmeye bağımlılığı azaltabilecek uygulanabilir bir çözüm sunmaktadır.

Ultrasonografide de yapılan YZ çalışmaları mevcuttur. Song ve ark. [194] karotis arter ultrasonu üzerinde YZ destekli otomatik segmentasyon ve radyomik analiz yöntemlerini birleştirerek plak stabilitesini tahmin etmiş; modelleri eğitim setinde AUC %89.42, duyarlılık %79.84 ve özgüllük %93.10; doğrulama setinde AUC %82.73, duyarlılık %81.82 ve özgüllük %80.00 olarak raporlanmıştır. Bizim sonuçlarımız ise duyarlılık 0.789, özgüllük 0.9997 ve AUC 0.8737 olarak tespit edildi. Bu çalışma, radyomik özelliklerin makine öğrenimiyle birleştirilmesinin plak kararlılığını değerlendirmede etkili bir yöntem olabileceğini göstermiştir. Bizim modelimiz ise Song ve ark.'nın çalışmasından farklı olarak radyomik sınıflandırma yerine doğrudan üç boyutlu segmentasyon gerçekleştirmiş, KIBT gibi düşük kontrast çözünürlüğe sahip görüntülerde dahi yüksek uzamsal doğruluk sağlamıştır. Her iki çalışma da, farklı görüntüleme modaliteleri (USG ve KIBT) kullanılmış olmasına rağmen, YZ tabanlı yaklaşımların arteriyel kalsifikasyonların erken tanısı ve risk değerlendirmesinde klinik olarak değerli araçlar sunduğunu ortaya koymaktadır.

Zhou ve ark. [195] tarafından gerçekleştirilen çalışmada, üç boyutlu ultrason görüntülerinde karotis arterin media-adventitia (MAB) ve lumen-intima (LIB) sınırlarını belirlemek üzere dinamik CNN ve U-Net tabanlı bir yöntem geliştirmiş; MAB için %96.46±2.22 ve LIB için %92.84±4.46 Dice değerleri ile yüksek doğruluk bildirmiştir. Bizim çalışmamızda ise KIBT görüntülerinde vertebroz arter kalsifikasyonunun 3B otomatik segmentasyonunda Dice=0.7312 elde edilmiştir. Bu bulgular, derin öğrenme tabanlı segmentasyon yaklaşımlarının farklı modalitelerde başarılı sonuçlar verebildiğini; tezimizin ise ultrason tabanlı damar duvarı kontur çıkarımından farklı olarak KIBT'de

posterior dolaşım kalsifikasyonlarının 3B ve nicel değerlendirilmesine yönelik bir katkı sunduğunu göstermektedir.

Bu bulgular, ImprovedVertebroV5'in klinik açıdan zorlayıcı küçük kalsifikasyon odaklarında güvenilir uzamsal doğruluk sunarak, literatürdeki mevcut derin öğrenme tabanlı sistemlerle karşılaştırılabilir bir performans düzeyine ulaştığını desteklemektedir.

Çalışmamızda VBAK saptanan hastaların ortalama yaşı 71.44 olup, 54'ü kadın (%53.5) ve 47'si erkek (%46.5) idi. Bu demografik profil, Van der Toorn ve ark.'nın [11] (ortalama yaş 69.2; kadın %52) bildirdiği kohorta göre daha ileri yaşa işaret ederken, Hiremath ve ark.'nın [29] (ortalama yaş 79.8; erkek %56, %44 kadın) serisiyle yaş açısından benzerlik göstermektedir. Liu ve ark.'nın [27] yaptıkları çalışmada ise ortalama yaş 62.7 yıl olup, toplam 89 hastanın 59'u erkek, 30'u kadındır. Song ve ark.'nın [32] (ortalama yaş 62; erkek oranı %79) çalışmasında daha genç ve belirgin erkek ağırlıklı örneklem raporlanmıştır. Genel olarak bu bulgular, VBAK'nin çoğunlukla ileri yaş gruplarında izlendiğini; cinsiyet dağılımının ise çalışmanın popülasyonu, örneklem seçimi ve klinik bağlamına göre değişkenlik gösterebildiğini düşündürmektedir.

Literatürde VBAK'nin klinik önemine dair yapılan çalışmalara baktığımızda, Wu ve ark. [5] yaptıkları derleme çalışmasında, intrakraniyal arter kalsifikasyonunu düz BT'de kolayca tanınan, yaşla artan ve erkek cinsiyet ile klasik kardiyovasküler risk faktörleri (hipertansiyon, diyabet, hiperkolesterolemi) ile kronik böbrek hastalığı/kalsiyum-fosfat dengesizliğiyle ilişkili, iskemik inme, beyaz cevher hastalığı ve mikrokranamalar gibi farklı radyolojik beyin değişiklikleri ve ayrıca bilişsel bozulma ile ilişkili intrakraniyal aterosklerozun görünür bir biyobelirteci olarak tanımlamaktadır. Kalsifikasyon en sık intrakraniyal internal karotid arterde görülmekle birlikte vertebral ve baziler arterlerin de klinik açıdan anlamlı oranda etkilendiğini belirtmişlerdir. İntrakranial arter kalsifikasyonunun klinik sonuçlarla ilişkisini; stenoze/hemodinamik bozulma ve/veya arterden artere emboli gibi mekanizmalar üzerinden açıklamaktadırlar.

Gökçal ve ark. [193] yaptıkları çalışmada, akut beyin sapı iskemik inmesi kohortunda VBAK'nin sık olduğunu (%42) ve özellikle büyük arter aterosklerozu alt tipinde daha yüksek oranda görüldüğünü göstermişlerdir; ayrıca ileri yaş, diyabetes mellitus ve koroner arter hastalığı ile anlamlı birliktelik bildirmişlerdir. Üç aylık izlemde rekürrent inme VBAK (+) hastalarda belirgin biçimde daha sık görülse de (çok değişkenli analizde marjinal), 3. ay fonksiyonel sonuca bağımsız etkisi saptanmamıştır. Bu bulgular, VBAK'nin intrakraniyal aterosklerotik yükün pratik bir göstergesi ve kısa dönem rekürrens açısından bir uyarı işareti olabileceğini düşündürmektedir.

Song ve ark.'nın [32] BT ve VW-MRI temelli çalışmalarında, intimal ağırlıklı ve düşük yoğunluklu kalsifikasyonların akut serebral enfarktüsle bağımsız biçimde ilişkili olduğu gösterilmiş; buna karşın kalsifikasyonun yalın varlığı ya da hacmi tek başına belirleyici bulunmamıştır. Dolayısıyla VBAK'de yalnızca 'var' demek yeterli değildir; kalsifikasyonun morfolojisi ve yoğunluğu klinik açıdan belirleyicidir. Bu bulgular, vertebrobaziler hatta küçük/düşük kontrastlı odakların niteliksel olarak karakterize edilmesinin (intimal/spotty patern, yoğunluk, odak sayısı) risk tabakalama ve uygun yönlendirme açısından değerini vurgulamaktadır. Bu çerçevede, KIBT üzerinde VBAK sistematik ve otomatik olarak saptanması hastada altta yatan ateroskleroz yükünü görünür kılar, risk tabakalamayı destekler. Bu bulgular, KIBT üzerinde geliştirdiğimiz otomatik segmentasyon yaklaşımının klinik değerini desteklemektedir: KIBT'nin yüksek uzamsal çözünürlüğü ve yaygın kullanımı sayesinde, çoğu kez dental endikasyonlarla elde edilen görüntülerde tesadüfen yakalanabilecek küçük ve düşük kontrastlı kalsifikasyon odakları hızlı, standart ve gözlemciden bağımsız biçimde görünür kılınabilmekte; böylece risk altındaki bireylerin erken uyarı ile nörolojik/ kardiyovasküler değerlendirmeye yönlendirilmesi mümkün olmaktadır.

Bu çalışmada geliştirilen ImprovedVertebroV5 modelinin bazı sınırlılıkları bulunmaktadır. Öncelikle model, retrospektif tasarımla tek merkezden derlenen ve 101 olguyla sınırlı bir veri seti üzerinde geliştirilmiştir; bu durum örneklem çeşitliliğini azaltarak modelin farklı hasta profillerinde ve klinik koşullarda benzer performansı sürdürüp sürdüremeyeceği konusunda belirsizlik oluşturmaktadır. Ayrıca KIBT görüntülerinde cihaz tipi, çekim protokolü, rekonstrüksiyon ayarları ve FOV gibi teknik değişkenler, modelin farklı sistemlerde aynı performansı göstermesini etkileyebilir; bu nedenle farklı cihaz ve protokollere uygulanmadan önce yeniden kalibrasyon veya ek eğitim gereksinimi doğurabilir. Son olarak, küçük hacimli ve/veya düşük kontrastlı kalsifikasyon odaklarında sınırların belirsizleşmesi segmentasyon doğruluğunu azaltabilmektedir. Bu nedenle modelin geçerliliğinin ortaya konması için, çok merkezli ve çok cihazlı daha heterojen veri kümelerinde prospektif doğrulama çalışmaları gereklidir.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışma, serebrovasküler olay riskinin öngörülmesinde kritik bir biyobelirteç olan VBAK'nin KIBT üzerinde otomatik ve üç boyutlu olarak değerlendirilebileceğini göstermiş; geliştirilen ImprovedVertebroV5 modeli, yüksek tespit başarısı ve klinik olarak kabul edilebilir segmentasyon kalitesi ile VBAK tanısında radyoloji uzmanlarına güvenilir bir yardımcı araç olma potansiyeli taşıdığını ortaya koymuştur. Bu çalışma aşamasında, literatürde VBAK'nin KIBT üzerinde derin öğrenme tabanlı 3B otomatik segmentasyonuna odaklanan ilk çalışmalardan biri olması açısından da özgün niteliktedir.

Gelecek çalışmalarda, daha geniş ve çok merkezli veri setleri kullanılarak modelin farklı populasyonlar üzerinde test edilmesi önerilmektedir. Ayrıca transfer learning ve model optimizasyonu yöntemlerinin uygulanması, sınırlı veri setlerinde dahi performans artışı sağlayabilir. Modelin farklı görüntüleme modalitelerinden (BT, KIBT, MR) elde edilen verilerle eğitilmesi, multimodal analiz yeteneğini geliştirecektir. Bunun yanında, sistemin kullanıcı arayüzü, otomatik raporlama modülleri ve bulut tabanlı platformlarla entegrasyonu, klinik uygulamaya geçiş sürecini kolaylaştırabilir. Son olarak, modelin gerçek klinik ortamlarda, gerçek zamanlı testlerle değerlendirilmesi; karar destek sistemi olarak güvenilirliğini ortaya koymak açısından önem taşımaktadır.

KAYNAKLAR

1. Scarfe, W.C. and A.G. Farman, What is cone-beam CT and how does it work? Dental Clinics of North America, 2008. **52**(4): p. 707-730.
2. Akgun, V., et al., Normal Anatomical Features and Variations of the Vertebrobasilar Circulation and Its Branches: An Analysis with 64-Detector Row CT and 3T MR Angiographies. The scientific world journal, 2013. **2013**(1): p. 620162.
3. Schulz, U.G. and U. Fischer, Posterior circulation cerebrovascular syndromes: diagnosis and management. Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry, 2017. **88**(1): p. 45-53.
4. Chawalparit, O. and S. Chareewit, Ischemic cerebrovascular disease and calcified intracranial vertebrobasilar artery: *A case-control study by using cranial CT*. J Med Assoc Thai, 2013. **96**(3): p. 346-350.
5. Wu, X.H., et al., Intracranial artery calcification and its clinical significance. Journal of clinical neurology (Seoul, Korea), 2016. **12**(3): p. 253.
6. Kaiser, J.T., et al., Anatomy, head and neck: *Cervical vertebrae*, in StatPearls [Internet]. 2023, StatPearls Publishing.
7. Waxenbaum, J.A., et al., Anatomy, back, lumbar vertebrae. 2017.
8. Rahman, S. and J.M. Das, Anatomy, Head and Neck: Cervical Spine, in StatPearls [Internet]. 2023, StatPearls Publishing.
9. Mahadevan, V., Anatomy of the vertebral column. Surgery (Oxford), 2018. **36**(7): p. 327-332.
10. Songur, A., et al., Variations in the intracranial vertebrobasilar system. Surgical and Radiologic Anatomy, 2008. **30**: p. 257-264.
11. van der Toorn, J.E., et al., Vertebrobasilar artery calcification: prevalence and risk factors in the general population. Atherosclerosis, 2019. **286**: p. 46-52.
12. Magklara, E.-P., et al., Vertebral artery variations revised: origin, course, branches and embryonic development. Folia morphologica, 2021. **80**(1): p. 1-12.
13. Tay, K.Y., et al., Imaging the vertebral artery. European radiology, 2005. **15**(7): p. 1329-1343.
14. Vijayakumar, A.U., M. Sudhakaran, and L.J. Yovel, Human basilar artery: morphology & variations. AIMS Medical Science, 2020. **7**(4): p. 278-292.

15. Khan, S., et al., Imaging of vertebral artery stenosis: a systematic review. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 2007. **78**(11): p. 1218-1225.
16. George, B. and C. Laurian, *The vertebral artery: pathology and surgery*. 2012: Springer Science & Business Media.
17. Madonis, S.M. and J.S. Jenkins, Vertebral artery stenosis. *Progress in Cardiovascular Diseases*, 2021. **65**: p. 55-59.
18. Pollard, H., et al., Subclavian steal syndrome: *a review*. *Australasian Chiropractic & Osteopathy*, 1998. **7**(1): p. 20.
19. Burle, V.S., et al., Vertebral artery stenosis: a narrative review. *Cureus*, 2022. **14**(8).
20. Adigun, O.O., V. Reddy, and K.E. Sevensma, *Anatomy, head and neck: basilar artery*. 2017.
21. Mattle, H.P., et al., Basilar artery occlusion. *The Lancet Neurology*, 2011. **10**(11): p. 1002-1014.
22. Jones, J.D., et al., Anatomical variations of the circle of Willis and their prevalence, with a focus on the posterior communicating artery: A literature review and meta-analysis. *Clinical Anatomy*, 2021. **34**(7): p. 978-990.
23. Björkegren, J.L. and A.J. Lusis, Atherosclerosis: recent developments. *Cell*, 2022. **185**(10): p. 1630-1645.
24. Demer, L.L., K.E. Watson, and K. Boström, Mechanism of calcification in atherosclerosis. *Trends in cardiovascular medicine*, 1994. **4**(1): p. 45-49.
25. Bostrom, K. and O. Hassler, Radiological study of arterial calcification: 2. Intracranial arteries. *Neurology*, 1965. **15**(12): p. 1168-1168.
26. Beyhan, M., et al., COMPUTED TOMOGRAPHY FINDINGS OF INTRACRANIAL CALCIFICATIONS. *Medical Journal of Süleyman Demirel University*, 2022. **29**(4): p. 575-583.
27. Liu, B., et al., CT texture analysis of vertebrobasilar artery calcification to identify culprit plaques. *Frontiers in Neurology*, 2024. **15**: p. 1381370.
28. Kodali, M.L., M.K. Vig, and A. Syed, Vertebral artery calcifications: a comprehensive review. *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology*, 2025. **139**(3): p. e94.
29. Hiremath, S.B., et al., Association between vascular calcification in intracranial vertebrobasilar circulation and luminal stenosis. *Neuroradiology*, 2022. **64**(12): p. 2285-2293.

30. Pikija, S., J. Magdič, and T. Hojs-Fabjan, Calcifications of vertebrobasilar arteries on CT: detailed distribution and relation to risk factors in 245 ischemic stroke patients. *BioMed research international*, 2013. **2013**(1): p. 918970.
31. Kockelkoren, R., et al., Computed tomographic distinction of intimal and medial calcification in the intracranial internal carotid artery. *PloS one*, 2017. **12**(1): p. e0168360.
32. Song, G., et al., Intimal predominant calcification is associated with plaque instability in the vertebrobasilar artery by vessel wall magnetic resonance imaging and computed tomography. *European Journal of Radiology*, 2023. **168**: p. 111132.
33. Henkelman, R.M., J.F. Watts, and W. Kucharczyk, High signal intensity in MR images of calcified brain tissue. *Radiology*, 1991. **179**(1): p. 199-206.
34. Zhu, W.-z., et al., Magnetic resonance susceptibility weighted imaging in detecting intracranial calcification and hemorrhage. *Chinese medical journal*, 2008. **121**(20): p. 2020-2025.
35. Kiroglu, Y., et al., Intracranial calcifications on CT. *Diagnostic and Interventional Radiology*, 2010. **16**(4): p. 263.
36. Nasseh, I. and W. Al-Rawi, Cone beam computed tomography. *Dental Clinics*, 2018. **62**(3): p. 361-391.
37. Mozzo, P., et al., A new volumetric CT machine for dental imaging based on the cone-beam technique: preliminary results. *European radiology*, 1998. **8**(9): p. 1558-1564.
38. Görgen, V.A., Ç. Güler, and E. Kızılcı, Diş Hekimliğinde Konik Işınlı Bilgisayarlı Tomografi CBCT. *Annals of Health Sciences Research*, 2014. **3**(2): p. 36-40.
39. Damaskos, S., et al., Extra-and intra-cranial arterial calcifications in adults depicted as incidental findings on cone beam CT images. *Acta Odontologica Scandinavica*, 2015. **73**(3): p. 202-209.
40. Kaasalainen, T., et al., Dental cone beam CT: An updated review. *Physica Medica*, 2021. **88**: p. 193-217.
41. Angelopoulos, C., W.C. Scarfe, and A.G. Farman, A comparison of maxillofacial CBCT and medical CT. *Atlas of the oral and maxillofacial surgery clinics of North America*, 2012. **20**(1): p. 1-17.
42. Bayrak, S., et al., Cone beam computed tomographic evaluation of intracranial physiologic calcifications. *Journal of Craniofacial Surgery*, 2019. **30**(2): p. 510-513.

43. Feldkamp, L.A., L.C. Davis, and J.W. Kress, Practical cone-beam algorithm. *Journal of the Optical Society of America A*, 1984. **1**(6): p. 612-619.
44. Turbell, H., Cone-beam reconstruction using filtered backprojection. 2001: Linkopings Universitet (Sweden).
45. Siewerdsen, J.H. and D.A. Jaffray, Cone-beam computed tomography with a flat-panel imager: magnitude and effects of x-ray scatter. *Medical physics*, 2001. **28**(2): p. 220-231.
46. Boas, F.E. and D. Fleischmann, CT artifacts: causes and reduction techniques. *Imaging Med*, 2012. **4**(2): p. 229-240.
47. Horner, K., Cone beam CT for dental and maxillofacial radiology (evidence based guidelines). 2012.
48. Pauwels, R., et al., Reduction of scatter-induced image noise in cone beam computed tomography: effect of field of view size and position. *Oral surgery, oral medicine, oral pathology and oral radiology*, 2016. **121**(2): p. 188-195.
49. Pauwels, R., et al., A pragmatic approach to determine the optimal kVp in cone beam CT: balancing contrast-to-noise ratio and radiation dose. *Dentomaxillofacial Radiology*, 2014. **43**(5): p. 20140059.
50. Sonya, D.A., J. Davies, and N.L. Ford, A comparison of cone-beam computed tomography image quality obtained in phantoms with different fields of view, voxel size, and angular rotation for iCAT NG. *Journal of Oral and Maxillofacial Radiology*, 2016. **4**(2): p. 31-39.
51. Tepe, R.D., et al., Physiologic intracranial calcifications incidentally detected on cone beam computed tomography. *Oral surgery, oral medicine, oral pathology and oral radiology*, 2022. **134**(5): p. e281-e286.
52. Singer, S.R. and M. Mupparapu, Cone beam computed tomography detection of extracranial vertebral artery (EVA) calcification and ectasia. *Journal of Orofacial Sciences*, 2019. **11**(1): p. 65-70.
53. Sedghizadeh, P., M. Nguyen, and R. Enciso, Intracranial physiological calcifications evaluated with cone beam CT. *Dentomaxillofacial Radiology*, 2012. **41**(8): p. 675-678.
54. White, S.C. and M.J. Pharoah, *Oral radiology-E-Book: Principles and interpretation*. 2014: Elsevier Health Sciences.
55. Schulze, R., et al., Artefacts in CBCT: a review. *Dentomaxillofacial Radiology*, 2011. **40**(5): p. 265-273.

56. Nagarajappa, A.K., N. Dwivedi, and R. Tiwari, Artifacts: The downturn of CBCT image. *Journal of International Society of Preventive and Community Dentistry*, 2015. **5**(6): p. 440-445.
57. Fox, A., et al., A novel method for characterizing beam hardening artifacts in cone-beam computed tomographic images. *Journal of Endodontics*, 2018. **44**(5): p. 869-874.
58. de-Azevedo-Vaz, S.L., et al., Efficacy of a cone beam computed tomography metal artifact reduction algorithm for the detection of peri-implant fenestrations and dehiscences. *Oral surgery, oral medicine, oral pathology and oral radiology*, 2016. **121**(5): p. 550-556.
59. Nardi, C., et al., Motion artefacts in cone beam CT: an in vitro study about the effects on the images. *The British journal of radiology*, 2016. **89**(1058): p. 20150687.
60. de Las Heras Gala, H., et al., Quality control in cone-beam computed tomography (CBCT) EFOMP-ESTRO-IAEA protocol (summary report). *Physica Medica*, 2017. **39**: p. 67-72.
61. Pagare, J., B. Landage, and N. Pagare, Cone Beam Computed Tomography Artefacts-A Review. *International Journal*, 2021. **4**(2): p. 506.
62. Razi, T., M. Niknami, and F.A. Ghazani, Relationship between Hounsfield unit in CT scan and gray scale in CBCT. *Journal of dental research, dental clinics, dental prospects*, 2014. **8**(2): p. 107.
63. Sedentexct, Guidelines on CBCT for dental and maxillofacial radiology. 2012.
64. Fayad, M.I., et al., AAE and AAOMR joint position statement: use of cone beam computed tomography in endodontics 2015 update. *Oral surgery, oral medicine, oral pathology and oral radiology*, 2015. **120**(4): p. 508-512.
65. Khanagar, S.B., et al., Developments, application, and performance of artificial intelligence in dentistry—A systematic review. *Journal of dental sciences*, 2021. **16**(1): p. 508-522.
66. Schwendicke, F.a., W. Samek, and J. Krois, Artificial intelligence in dentistry: chances and challenges. *Journal of dental research*, 2020. **99**(7): p. 769-774.
67. Kaul, V., S. Enslin, and S.A. Gross, History of artificial intelligence in medicine. *Gastrointestinal endoscopy*, 2020. **92**(4): p. 807-812.
68. Ding, H., et al., Artificial intelligence in dentistry—A review. *Frontiers in Dental Medicine*, 2023. **4**: p. 1085251.

69. Ossowska, A., A. Kusiak, and D. Świetlik, Artificial intelligence in dentistry— Narrative review. *International journal of environmental research and public health*, 2022. **19**(6): p. 3449.
70. Bellman, R.E., *Artificial intelligence: Can computers think?* (No Title), 1978.
71. Deshmukh, S.V., *Artificial intelligence in dentistry*. 2018, Medknow. p. 47-48.
72. Agrawal, P., P. Nikhade, and P.P. Nikhade, *Artificial intelligence in dentistry: past, present, and future*. *Cureus*, 2022. **14**(7).
73. Babu, A., J.A. Onesimu, and K.M. Sagayam. *Artificial intelligence in dentistry: concepts, applications and research challenges*. in *E3S Web of Conferences*. 2021. EDP Sciences.
74. Arsiwala-Scheppach, L.T., et al., *Machine learning in dentistry: a scoping review*. *Journal of Clinical Medicine*, 2023. **12**(3): p. 937.
75. Khanagar, S.B., et al., *Application and performance of artificial intelligence technology in oral cancer diagnosis and prediction of prognosis: a systematic review*. *Diagnostics*, 2021. **11**(6): p. 1004.
76. Wang, L., et al., *Application of machine learning in dentistry: insights, prospects and challenges*. *Acta Odontologica Scandinavica*, 2025. **84**: p. 43345.
77. Yamashita, R., et al., *Convolutional neural networks: an overview and application in radiology*. *Insights into imaging*, 2018. **9**(4): p. 611-629.
78. Zou, J., Y. Han, and S.-S. So, *Overview of artificial neural networks*. *Artificial neural networks: methods and applications*, 2008: p. 14-22.
79. Hwang, J.-J., et al., *An overview of deep learning in the field of dentistry*. *Imaging science in dentistry*, 2019. **49**(1): p. 1.
80. Corbella, S., S. Srinivas, and F. Cabitza, *Applications of deep learning in dentistry*. *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology*, 2021. **132**(2): p. 225-238.
81. Chauhan, N.K. and K. Singh. *A review on conventional machine learning vs deep learning*. in *2018 International conference on computing, power and communication technologies (GUCON)*. 2018. IEEE.
82. Helaly, H.A., M. Badawy, and A.Y. Haikal, *A review of deep learning approaches in clinical and healthcare systems based on medical image analysis*. *Multimedia Tools and Applications*, 2024. **83**(12): p. 36039-36080.

83. Zhang, X. The AlexNet, LeNet-5 and VGG NET applied to CIFAR-10. in 2021 2nd International Conference on Big Data & Artificial Intelligence & Software Engineering (ICBASE). 2021. IEEE.
84. İnik, Ö. and E. Ülker, Derin öğrenme ve görüntü analizinde kullanılan derin öğrenme modelleri. *Gaziosmanpaşa Bilimsel Araştırma Dergisi*, 2017. **6**(3): p. 85-104.
85. Jasitha, P., M. Dileep, and M. Divya. Venation based plant leaves classification using GoogLeNet and VGG. in 2019 4th International Conference on Recent Trends on Electronics, Information, Communication & Technology (RTEICT). 2019. IEEE.
86. McNeely-White, D., J.R. Beveridge, and B.A. Draper, Inception and ResNet features are (almost) equivalent. *Cognitive Systems Research*, 2020. **59**: p. 312-318.
87. Karunakaran, V. Deep learning based object detection using mask RCNN. in 2021 6th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES). 2021. IEEE.
88. Duth, S., S. Vedavathi, and S. Roshan. Herbal Leaf Classification using RCNN, Fast RCNN, Faster RCNN. in 2023 7th International Conference On Computing, Communication, Control And Automation (ICCUBEA). 2023. IEEE.
89. Hussain, M., YOLO-v1 to YOLO-v8, the rise of YOLO and its complementary nature toward digital manufacturing and industrial defect detection. *Machines*, 2023. **11**(7): p. 677.
90. Şevik, U. and O. Mutlu, Detection of Dental Anomalies in Digital Panoramic Images Using YOLO: A Next Generation Approach Based on Single Stage Detection Models. *Diagnostics*, 2025. **15**(15): p. 1961.
91. Siddique, N., et al., U-net and its variants for medical image segmentation: A review of theory and applications. *IEEE access*, 2021. **9**: p. 82031-82057.
92. Azad, R., et al., Medical image segmentation review: The success of u-net. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2024.
93. Jang, Y.E., et al. *SSNet*: Synergistic Segmentation of Brain MRI Scans Using nnUNetv2 and SAM-track. in 2024 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC). 2024. IEEE.
94. Isensee, F., et al. nnU-Net for brain tumor segmentation. in *International MICCAI Brainlesion Workshop*. 2020. Springer.

95. Ramesh, K., et al., A review of medical image segmentation algorithms. EAI Endorsed Transactions on Pervasive Health & Technology, 2021. **7**(27).
96. Pham, D.L., C. Xu, and J.L. Prince, Current methods in medical image segmentation. Annual review of biomedical engineering, 2000. **2**(1): p. 315-337.
97. Pandey, H.M. and D. Windridge. A comprehensive classification of deep learning libraries. in Third International Congress on Information and Communication Technology: ICICT 2018, London. 2018. Springer.
98. Wang, Z., et al., Various frameworks and libraries of machine learning and deep learning: a survey. Archives of computational methods in engineering, 2024. **31**(1): p. 1-24.
99. Nguyen, G., et al., Machine learning and deep learning frameworks and libraries for large-scale data mining: a survey. Artificial Intelligence Review, 2019. **52**(1): p. 77-124.
100. Pang, B., E. Nijkamp, and Y.N. Wu, Deep learning with tensorflow: A review. Journal of Educational and Behavioral Statistics, 2020. **45**(2): p. 227-248.
101. Toğaçar, M. and B. Ergen, Biyomedikal görüntülerde derin öğrenme ile mevcut yöntemlerin kıyaslanması. Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 2019. **31**(1): p. 109-121.
102. Gündüz, G. and İ.H. Cedimoğlu, Derin öğrenme algoritmalarını kullanarak görüntüden cinsiyet tahmini. Sakarya University Journal of Computer and Information Sciences, 2019. **2**(1): p. 9-17.
103. Erickson, B.J., et al., Toolkits and libraries for deep learning. Journal of digital imaging, 2017. **30**(4): p. 400-405.
104. Aminoshariae, A., J. Kulild, and V. Nagendrababu, Artificial intelligence in endodontics: current applications and future directions. Journal of endodontics, 2021. **47**(9): p. 1352-1357.
105. Shan, T., F. Tay, and L. Gu, Application of artificial intelligence in dentistry. Journal of dental research, 2021. **100**(3): p. 232-244.
106. Steels, L. and R. López de Mantaras, The Barcelona declaration for the proper development and usage of artificial intelligence in Europe. AI communications, 2018. **31**(6): p. 485-494.
107. Shortliffe, E.H., Testing reality: the introduction of decision-support technologies for physicians. Methods of Information in Medicine, 1989. **28**(01): p. 1-5.

108. Chae, Y.M., et al., The adoption of electronic medical records and decision support systems in Korea. *Healthcare informatics research*, 2011. **17**(3): p. 172-177.
109. Schleyer, T.K., et al., Clinical computing in general dentistry. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 2006. **13**(3): p. 344-352.
110. Tuzoff, D.V., et al., Tooth detection and numbering in panoramic radiographs using convolutional neural networks. *Dentomaxillofacial Radiology*, 2019. **48**(4): p. 20180051.
111. Chen, Y., et al., Automatic segmentation of individual tooth in dental CBCT images from tooth surface map by a multi-task FCN. *IEEE Access*, 2020. **8**: p. 97296-97309.
112. Dashti, M., S. Ghasemi, and Z. Khurshid, Role of artificial intelligence in oral diagnosis and dental treatment. *European Journal of General Dentistry*, 2023. **12**(03): p. 135-137.
113. Nayak, G., et al., Principal component analysis and artificial neural network analysis of oral tissue fluorescence spectra: Classification of normal premalignant and malignant pathological conditions. *Biopolymers: Original Research on Biomolecules*, 2006. **82**(2): p. 152-166.
114. Uthoff, R.D., et al., Point-of-care, smartphone-based, dual-modality, dual-view, oral cancer screening device with neural network classification for low-resource communities. *PloS one*, 2018. **13**(12): p. e0207493.
115. Aubreville, M., et al., Automatic classification of cancerous tissue in laserendomicroscopy images of the oral cavity using deep learning. *Scientific reports*, 2017. **7**(1): p. 11979.
116. Arijji, Y., et al., Contrast-enhanced computed tomography image assessment of cervical lymph node metastasis in patients with oral cancer by using a deep learning system of artificial intelligence. *Oral surgery, oral medicine, oral pathology and oral radiology*, 2019. **127**(5): p. 458-463.
117. Yilmaz, E., T. Kayikcioglu, and S. Kayipmaz, Computer-aided diagnosis of periapical cyst and keratocystic odontogenic tumor on cone beam computed tomography. *Computer methods and programs in biomedicine*, 2017. **146**: p. 91-100.
118. Bouletreau, P., et al., Artificial intelligence: applications in orthognathic surgery. *Journal of stomatology, oral and maxillofacial surgery*, 2019. **120**(4): p. 347-354.

119. Setzer, F., J. Li, and A. Khan, The use of artificial intelligence in endodontics. *Journal of dental research*, 2024. **103**(9): p. 853-862.
120. Saghiri, M.A., et al., A new approach for locating the minor apical foramen using an artificial neural network. *International endodontic journal*, 2012. **45**(3): p. 257-265.
121. Setzer, F.C., et al., Artificial intelligence for the computer-aided detection of periapical lesions in cone-beam computed tomographic images. *Journal of endodontics*, 2020. **46**(7): p. 987-993.
122. Ekert, T., et al., Deep learning for the radiographic detection of apical lesions. *Journal of endodontics*, 2019. **45**(7): p. 917-922. e5.
123. Orhan, K., et al., Evaluation of artificial intelligence for detecting periapical pathosis on cone-beam computed tomography scans. *International endodontic journal*, 2020. **53**(5): p. 680-689.
124. Bichu, Y.M., et al., Applications of artificial intelligence and machine learning in orthodontics: a scoping review. *Progress in orthodontics*, 2021. **22**(1): p. 18.
125. Kunz, F., et al., Artificial intelligence in orthodontics: evaluation of a fully automated cephalometric analysis using a customized convolutional neural network. *Journal of Orofacial Orthopedics/Fortschritte der Kieferorthopädie*, 2020. **81**(1): p. 52-68.
126. Gupta, A., et al., Accuracy of 3D cephalometric measurements based on an automatic knowledge-based landmark detection algorithm. *International journal of computer assisted radiology and surgery*, 2016. **11**(7): p. 1297-1309.
127. Jung, S.-K. and T.-W. Kim, New approach for the diagnosis of extractions with neural network machine learning. *American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics*, 2016. **149**(1): p. 127-133.
128. Duman, Ş.B., et al., Convolutional neural network performance for sella turcica segmentation and classification using CBCT images. *Diagnostics*, 2022. **12**(9): p. 2244.
129. Krois, J., et al., Deep learning for the radiographic detection of periodontal bone loss. *Scientific reports*, 2019. **9**(1): p. 8495.
130. Feres, M., et al., Support vector machine-based differentiation between aggressive and chronic periodontitis using microbial profiles. *International dental journal*, 2018. **68**(1): p. 39-46.

131. Cha, J.-Y., et al., Peri-implant bone loss measurement using a region-based convolutional neural network on dental periapical radiographs. *Journal of clinical medicine*, 2021. **10**(5): p. 1009.
132. Revilla-León, M., et al., Artificial intelligence models for tooth-supported fixed and removable prosthodontics: A systematic review. *The Journal of prosthetic dentistry*, 2023. **129**(2): p. 276-292.
133. Alshadidi, A.A.F., et al., Investigation on the application of artificial intelligence in prosthodontics. *Applied Sciences*, 2023. **13**(8): p. 5004.
134. Schwendicke, F., H.M. Rahimi, and A. Tichy, Artificial intelligence in prosthodontics. *Dental Clinics*, 2025. **69**(2): p. 315-326.
135. Khanagar, S.B., et al., Performance of artificial intelligence (AI) models designed for application in pediatric dentistry—a systematic review. *Applied Sciences*, 2022. **12**(19): p. 9819.
136. Turosz, N., et al., Artificial intelligence (AI) assessment of pediatric dental panoramic radiographs (DPRs): A clinical study. *Pediatric Reports*, 2024. **16**(3): p. 794-805.
137. Rokhshad, R., et al., Artificial Intelligence in Early Childhood Caries Detection and Prediction: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Pediatric Dentistry*, 2024. **46**(6): p. 385-394.
138. Syed, A.Z., et al., Automated Mesiodens Detection with Deep-Learning-Based System Using Cone-Beam Computed Tomography Images. *International Journal of Intelligent Systems*, 2023. **2023**(1): p. 4415970.
139. Altun, O., et al., Automatic maxillary sinus segmentation and pathology classification on cone-beam computed tomographic images using deep learning. *BMC oral health*, 2024. **24**(1): p. 1208.
140. van Nistelrooij, N., et al., Detecting mandible fractures in CBCT scans using a 3-stage neural network. *Journal of dental research*, 2024. **103**(13): p. 1384-1391.
141. Prokop, M., *Spiral and Multislice Computed Tomography of the Body*. 2003, Stuttgart: Thieme.
142. Rubin, G.D., et al., CT angiography after 20 years: a transformation in cardiovascular disease characterization continues to advance. *Radiology*, 2014. **271**(3): p. 633-52.

143. Ronneberger, O., P. Fischer, and T. Brox. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. in International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. 2015. Springer.
144. Lin, T.-Y., et al. Focal loss for dense object detection. in Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017.
145. Jaeger, P.F., et al. Retina U-Net: Embarrassingly simple exploitation of segmentation supervision for medical object detection. in Machine learning for health workshop. 2020. PMLR.
146. Varoquaux, G., et al., Assessing and tuning brain decoders: cross-validation, caveats, and guidelines. *NeuroImage*, 2017. **145**: p. 166-179.
147. Kohavi, R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. in *Ijcai*. 1995. Montreal, Canada.
148. Isensee, F., et al., nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. *Nature methods*, 2021. **18**(2): p. 203-211.
149. Simard, P.Y., D. Steinkraus, and J.C. Platt. Best practices for convolutional neural networks applied to visual document analysis. in *Icdar*. 2003. Edinburgh.
150. Zhao, A., et al. Data augmentation using learned transformations for one-shot medical image segmentation. in Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2019.
151. Nalepa, J., M. Marcinkiewicz, and M. Kawulok, Data augmentation for brain-tumor segmentation: a review. *Frontiers in computational neuroscience*, 2019. **13**: p. 83.
152. Salehi, S.S.M., D. Erdogmus, and A. Gholipour. Tversky loss function for image segmentation using 3D fully convolutional deep networks. in International workshop on machine learning in medical imaging. 2017. Springer.
153. Karras, T., et al., Progressive growing of gans for improved quality, stability, and variation. *arXiv preprint arXiv:1710.10196*, 2017.
154. Loshchilov, I. and F. Hutter, Sgdr: Stochastic gradient descent with warm restarts. *arXiv preprint arXiv:1608.03983*, 2016.
155. Loshchilov, I. and F. Hutter, Decoupled weight decay regularization. *arXiv preprint arXiv:1711.05101*, 2017.
156. Kingma, D.P., Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, 2014.

157. Srivastava, N., et al., Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *The journal of machine learning research*, 2014. **15**(1): p. 1929-1958.
158. Prechelt, L., Early stopping-but when?, in *Neural Networks: Tricks of the trade*. 2002, Springer. p. 55-69.
159. Chetlur, S., et al., cudnn: Efficient primitives for deep learning. *arXiv preprint arXiv:1410.0759*, 2014.
160. Chen, T., et al., Training deep nets with sublinear memory cost. *arXiv preprint arXiv:1604.06174*, 2016.
161. Griewank, A. and A. Walther, Algorithm 799: revolve: an implementation of checkpointing for the reverse or adjoint mode of computational differentiation. *ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS)*, 2000. **26**(1): p. 19-45.
162. Taha, A.A. and A. Hanbury, Metrics for evaluating 3D medical image segmentation: analysis, selection, and tool. *BMC medical imaging*, 2015. **15**(1): p. 29.
163. Maier-Hein, L., et al., Why rankings of biomedical image analysis competitions should be interpreted with care. *Nature communications*, 2018. **9**(1): p. 5217.
164. Dice, L.R., Measures of the amount of ecologic association between species. *Ecology*, 1945. **26**(3): p. 297-302.
165. Jaccard, P., The distribution of the flora in the alpine zone. 1. *New phytologist*, 1912. **11**(2): p. 37-50.
166. Room, C., Confusion matrix. *Mach. Learn*, 2019. **6**: p. 27.
167. Park, S.H., J.M. Goo, and C.-H. Jo, Receiver operating characteristic (ROC) curve: practical review for radiologists. *Korean journal of radiology*, 2004. **5**(1): p. 11-18.
168. Huttenlocher, D.P., G.A. Klanderman, and W.J. Rucklidge, Comparing images using the Hausdorff distance. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2002. **15**(9): p. 850-863.
169. Heimann, T., et al., Comparison and evaluation of methods for liver segmentation from CT datasets. *IEEE transactions on medical imaging*, 2009. **28**(8): p. 1251-1265.
170. Rosenfeld, A. and J.L. Pfaltz, Sequential operations in digital picture processing. *Journal of the ACM (JACM)*, 1966. **13**(4): p. 471-494.

171. Gal, Y. and Z. Ghahramani. Dropout as a bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning. in international conference on machine learning. 2016. PMLR.
172. Kendall, A. and Y. Gal, What uncertainties do we need in bayesian deep learning for computer vision? Advances in neural information processing systems, 2017. **30**.
173. Reinke, A., et al., Common limitations of image processing metrics: A picture story. arXiv preprint arXiv:2104.05642, 2021.
174. Nvidia, R., NVIDIA ampere GA102 GPU architecture. 2020.
175. Jouppi, N.P., et al. In-datacenter performance analysis of a tensor processing unit. in Proceedings of the 44th annual international symposium on computer architecture. 2017.
176. Van Essen, D.C., et al., The WU-Minn human connectome project: an overview. Neuroimage, 2013. **80**: p. 62-79.
177. Ebrahim, L., Incidental calcifications s of the head and neck on CBCT scans. 2022.
178. Litjens, G., et al., A survey on deep learning in medical image analysis. Medical image analysis, 2017. **42**: p. 60-88.
179. Mahdian, M., et al., Deep learning and radiomics-based vascular calcification characterization in dental cone beam computed tomography as a predictive tool for cardiovascular disease: a proof-of-concept study. Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology, 2025. **139**(4): p. 462-469.
180. Miceli, G., et al., Artificial intelligence in symptomatic carotid plaque detection: A narrative review. Applied Sciences, 2023. **13**(7): p. 4321.
181. Zhong, Z., et al., Role and progress of artificial intelligence in radiodiagnosing vascular calcification: a narrative review. Annals of Translational Medicine, 2023. **11**(2): p. 131.
182. Alajaji, S.A., et al., Detection of extracranial and intracranial calcified carotid artery atheromas in cone beam computed tomography using a deep learning convolutional neural network image segmentation approach. Oral surgery, oral medicine, oral pathology and oral radiology, 2024. **138**(1): p. 162-172.
183. Ajami, M., et al., Automated detection of cervical carotid artery calcifications in cone beam computed tomographic images using deep convolutional neural networks. Diagnostics, 2022. **12**(10): p. 2537.

184. Guo, Z., et al., A deep learning model for carotid plaques detection based on CTA images: a two stepwise early-stage clinical validation study. *Frontiers in Neurology*, 2025. **15**: p. 1480792.
185. Zhai, D., et al., Deep learning-based fully automatic screening of carotid artery plaques in computed tomography angiography: a multicenter study. *Clinical Radiology*, 2024. **79**(8): p. e994-e1002.
186. Bortsova, G., et al., Automated segmentation and volume measurement of intracranial internal carotid artery calcification at noncontrast CT. *Radiology: Artificial Intelligence*, 2021. **3**(5): p. e200226.
187. Nguyen, A.M., et al., Automated plaque detection and Agatston score estimation on non-contrast CT scans: a multicenter study. *ArXiv*, 2024: p. arXiv: 2402.09569 v1.
188. Wang, L., et al., PlaqueNet: deep learning enabled coronary artery plaque segmentation from coronary computed tomography angiography. *Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art*, 2024. **7**(1): p. 6.
189. Xie, H., et al., Carotid artery segmentation in computed tomography angiography (CTA) using multi-scale deep supervision with Swin-UNet and advanced data augmentation. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, 2025. **15**(4): p. 3161.
190. Pisu, F., et al., Machine learning detects symptomatic plaques in patients with carotid atherosclerosis on CT angiography. *Circulation: Cardiovascular Imaging*, 2024. **17**(6): p. e016274.
191. Yang, H., et al., Association between vertebrobasilar artery calcification and artery-to-artery embolism in the posterior circulation. *Scientific Reports*, 2025. **15**(1): p. 22689.
192. Magdič, J., et al., Intracranial vertebrobasilar calcification in patients with ischemic stroke is a predictor of recurrent stroke, vascular disease, and death: a case-control study. *International journal of environmental research and public health*, 2020. **17**(6): p. 2013.
193. Gökçal, E., et al., The association of vertebrobasilar calcification with etiological subtypes, stroke recurrence and outcome in acute brainstem ischemic stroke. *Neurologia i neurochirurgia polska*, 2018. **52**(2): p. 188-193.

194. Song, J., et al., Combining artificial intelligence assisted image segmentation and ultrasound based radiomics for the prediction of carotid plaque stability. *BMC Medical Imaging*, 2025. **25**(1): p. 89.
195. Zhou, R., et al., Deep learning-based carotid media-adventitia and lumen-intima boundary segmentation from three-dimensional ultrasound images. *Medical physics*, 2019. **46**(7): p. 3180-3193.

