T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ

MEME KANSERİNDE AKSİLLER LENF NODU METASTAZI TESPİTİNDE ULTRASONOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDEN YAPAY ZEKÂ MODELİ GELİŞTİRİLMESİ

Serkan PAKER

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ

ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HAZİRAN 2026

ANTALYA

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ

MEME KANSERİNDE AKSİLLER LENF NODU METASTAZI TESPİTİNDE ULTRASONOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDEN YAPAY ZEKÂ MODELİ GELİŞTİRİLMESİ

Serkan PAKER

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ

ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HAZİRAN 2026

ANTALYA

Evrak Tarih ve Sayısı: 26.06.2026-947

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

MEME KANSERİNDE AKSİLLER LENF NODU METASTAZI TESPİTİNDE ULTRASONOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDEN YAPAY ZEKÂ MODELİ GELİŞTİRİLMESİ

Serkan PAKER

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

Bu tez 22/06/2026 tarihinde jüri tarafından Oybirliği ile kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Süleyman BİLGİN
Prof. Dr. Övünç POLAT
Prof. Dr. Yalçın İŞLER
Doç. Dr. Serdar GÜNDOĞDU
Dr. Öğr. Ü. Evrim SÜRER BUDAK

Bu belge, güvenli elektronik İmza ile imzalanmıştır.
Evrak sorgulaması https://turkiye.gov.tr/ebd?eK=5543&eD=BSDV7HKPJP&eS=947 adresinden yapılabilir. (PIN:66792)

ÖZET

MEME KANSERİNDE AKSİLLER LENF NODU METASTAZI TESPİTİNDE ULTRASONOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDEN YAPAY ZEKÂ MODELİ GELİŞTİRİLMESİ

Serkan PAKER

Yüksek Lisans Tezi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Süleyman BİLGİN

Haziran 2026; 116 sayfa

Meme kanseri, kadınlar arasında küresel ölçekte en sık tanılanan malignite olup GLOBOCAN 2022 verilerine göre yıllık yaklaşık 2,3 milyon yeni vaka ve 670 bin ölüm belgelenmiştir. Aksiller lenf nodu metastazı (ALNM), adjuvan kemoterapi ve cerrahi yaklaşımın belirlenmesinde kritik bir faktördür; mevcut preoperatif değerlendirme yöntemi olan sentinel lenf nodu biyopsisi ise invazif niteliği ve %4,6–16,7 arasında değişen komplikasyon oranıyla klinisyenleri preoperatif noninvazif alternatiflere yöneltmektedir.

Bu çalışmada, preoperatif ultrasonografi görüntülerinden ALNM tespitine yönelik bir yapay zekâ işlem hattı geliştirilmiştir. Çalışmanın toplam kapsamını 221 hastaya ait 391 orijinal ultrason görüntüsü oluşturmaktadır; bunların 111 hastadan elde edilen 145'i manuel korteks ve hilus anatomik işaretlemesine sahip olup segmentasyon eğitimi ve değerlendirmesinde kullanılmıştır. Cihaz işaretlerinin (ölçüm işaretleri, cihaz bilgileri gibi görüntü artefaktlarının) sistematik biçimde giderilmesi amacıyla LaMa tabanlı görüntü temizleme uygulanmıştır. Eğitim kümesini güçlendirmek için üretilen 246 LaMa görüntüsü yalnızca ilgili katlama eğitim kümesine dahil edilmiş, değerlendirme tarafına hiçbir LaMa görüntüsü alınmamıştır. Tüm sınıflandırma ve segmentasyon başarımları, hasta izolasyonlu beş katlı çapraz doğrulama (cross-validation) ile elde edilen havuzlanmış katlamadışı (pooled out-of-fold) tahminler üzerinden hesaplanmıştır. Korteks ve hilus bölgelerinin piksel düzeyinde ayrıştırılması için dikkat tabanlı U-Net mimarisi kullanılmıştır. Sınıflandırmada dört transfer öğrenme modeli (ResNet18, EfficientNet-B0, MobileNetV2, ConvNeXt-Tiny) ile beş klasik makine öğrenmesi modeli (XGBoost, LightGBM, Rastgele Orman, Lojistik Regresyon ve yumuşak oylama topluluğu) değerlendirilmiştir. Farklı temsil türlerinin katkısını birleştirmek amacıyla eşit ağırlıklı olasılık ortalaması ve çapraz uydurmalı istifleme (cross-fitted stacking) füzyon stratejileri uygulanmıştır.

Katlamadışı değerlendirmede AttentionUNet segmentasyon modeli korteks Dice 0,763, hilus Dice 0,656 ve ortalama ön plan Dice 0,710 elde etmiştir. Bireysel derin öğrenme modellerinde en yüksek görüntü düzeyi katlamadışı AUC değeri EfficientNet-B0 ile 0,784 olarak ölçülmüştür. Klasik makine öğrenmesi modelleri arasında en iyi sonucu XGBoost (AUC 0,675) vermiştir. Çapraz uydurmalı istifleme füzyonu (EfficientNet-B0 + XGBoost) görüntü düzeyinde 0,792 katlamadışı AUC sağlarken eşit ağırlıklı olasılık ortalaması hasta düzeyinde 0,806 AUC ile en yüksek hasta düzeyi ayrımını elde etmiştir. SHAP ve Grad-CAM açıklanabilirlik analizleri ile kalibrasyon tanılaması gerçekleştirilmiştir. Çalışmada dış doğrulama yapılmamış olup raporlanan sonuçlar iç hasta izolasyonlu katlamadışı performansı temsil etmektedir.

ANAHTAR KELİMELER: Aksiller Lenf Nodu Metastazı, Derin Öğrenme, Meme Kanseri, Radyomik, Segmentasyon, Transfer Öğrenme, Ultrasonografi, Yapay Zekâ

JÜRİ:
Prof. Dr. Süleyman BİLGİN
Prof. Dr. Övünç POLAT
Prof. Dr. Yalçın İŞLER
Doç. Dr. Serdar GÜNDOĞDU
Dr. Öğr. Ü. Evrim SÜRER BUDAK

ABSTRACT

DEVELOPMENT OF AN ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODEL FOR DETECTION OF AXILLARY LYMPH NODE METASTASIS IN BREAST CANCER USING ULTRASOUND IMAGES

Serkan PAKER

MSc Thesis in Electrical and Electronics Engineering
Supervisor: Prof. Dr. Süleyman BİLGİN
June 2026; 116 pages

Breast cancer is the most commonly diagnosed malignancy among women worldwide, with GLOBOCAN 2022 reporting approximately 2.3 million new cases and 670,000 deaths annually. Axillary lymph node metastasis (ALNM) is a decisive factor in determining adjuvant chemotherapy and surgical approach; however, the current preoperative assessment method, sentinel lymph node biopsy, carries an invasive character and a complication rate ranging from 4.6% to 16.7%, directing clinicians toward non-invasive alternatives.

This study presents an end-to-end artificial intelligence pipeline for the preoperative detection of ALNM from ultrasound images. The overall study scope comprised 391 original ultrasound images from 221 patients; within this scope, a subset of 145 images from 111 patients carried manual cortex and hilum annotations and was used for segmentation training and evaluation. LaMa-based inpainting was applied to systematically remove device markers (imaging artifacts such as measurement marks and device information), which are distinct from the expert anatomical annotations. An additional 246 LaMa-derived images were restricted to the training portion of each fold, with no synthetic image entering the evaluation side. All classification and segmentation results were computed on pooled out-of-fold (OOF) predictions obtained through patient-isolated five-fold cross-validation. An attention-based U-Net architecture was employed for pixel-level segmentation of cortex and hilum regions. In the classification branch, four transfer learning models (ResNet18, EfficientNet-B0, MobileNetV2, ConvNeXt-Tiny) and five classical machine learning models (XGBoost, LightGBM, Random Forest, Logistic Regression and a soft voting ensemble) were evaluated. Fixed equal-weight probability averaging and cross-fitted logistic stacking were applied as fusion strategies to combine the contributions of different representations.

In the canonical OOF evaluation, the AttentionUNet segmentation model achieved a cortex Dice of 0.763, a hilum Dice of 0.656, and a mean foreground Dice of 0.710. Among individual deep-learning models, EfficientNet-B0 yielded the highest image-level OOF AUC of 0.784. Among the classical machine learning models, XGBoost produced the best result (AUC 0.675). Cross-fitted logistic stacking (EfficientNet-B0 + XGBoost) attained an image-level OOF AUC of 0.792, whereas fixed equal-weight probability averaging achieved the highest patient-level AUC of 0.806. SHAP and Grad-CAM explainability analyses were applied alongside calibration diagnostics. No external validation was performed; all reported results represent internal patient-isolated OOF performance.

KEYWORDS: Artificial Intelligence, Axillary Lymph Node Metastasis, Breast Cancer, Deep Learning, Radiomics, Segmentation, Transfer Learning, Ultrasonography

COMMITTEE:
Prof. Dr. Süleyman BİLGİN
Prof. Dr. Övünç POLAT
Prof. Dr. Yalçın İŞLER
Doç. Dr. Serdar GÜNDOĞDU
Dr. Öğr. Ü. Evrim SÜRER BUDAK

ÖNSÖZ

Akademik kariyer yolculuğumdaki kaybolduğum esnada gösterdiği adil duruşundan, sabırlı yönlendirmelerinden ve sinyal işlemeden derin öğrenmeye uzanan geniş yelpazedeki deneyimlerini benimle paylaştığı için danışmanım Prof. Dr. Süleyman BİLGİN'e ne kadar teşekkür etsem azdır.

Bu çalışmanın klinik yönünü şekillendiren, kohortu tasarlayan ve hasta listelerini hazırlayarak çalışmanın klinik zeminini oluşturan Nükleer Tıp Bölümü'nden Dr. Öğr. Üyesi Evrim SÜRER BUDAK'a, yoğun mesaisine rağmen gösterdiği içten ilgi ve rehberlik için çok teşekkür ederim. Kendisinin ortaya koyduğu somut klinik problemi, danışmanımın yönlendirmesiyle yapay zekâ tabanlı bir karar destek sistemine aktarmak ve hekimlerin kullanımına uygun bir model haline getirmek için bir araştırmacı olarak tüm gayretimle çalıştım.

Meme Radyolojisi Bölümü'nden Doç. Dr. Ebru Özan SANHAL ve Öğr. Gör. İmren MUTLU'ya, tüm görüntülerde gerçekleştirdikleri manuel işaretlemeleri ve modelin kalite kontrolüne gösterdikleri ilgi için çok teşekkür ederim. Çalışma kapsamı dışındaki görüntüleri eleyerek veri setini temizlemeleri ve her piksel işaretlemesini klinik gözle doğrulamaları, çalışmanın güvenilirliğini doğrudan belirlemiştir.

Elektrik-Elektronik Mühendisliği yüksek lisans öğrencileri Mahda HOSSEINY ve Ece ÇINAR'a çalışmanın çeşitli aşamalarındaki emekleri için teşekkür ederim.

Tez savunmama katılarak çalışmamı değerlendiren, görüş ve önerileriyle katkı sağlayan tüm jüri üyelerine ve katılımcılara çok teşekkür ederim.

Son olarak, bu sürecin her anında yanımda olan özellikle ikiz kardeşim Gökhan PAKER'e ve aileme ve arkadaşlarıma sabırları ve destekleri için en içten teşekkürlerimi sunarım.

AKADEMİK BEYAN

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “Meme Kanserinde Aksiller Lenf Nodu Metastazı Tespitinde Ultrasonografi Görüntüleri Üzerinden Yapay Zekâ Modeli Geliştirilmesi” adlı bu çalışmanın, akademik kurallar ve etik değerlere uygun olarak yazıldığını belirtir, bu tez çalışmasında bana ait olmayan tüm bilgilerin kaynağını gösterdiğimi beyan ederim.

…….07/2026

Öğrencinin Adı Soyadı

Serkan PAKER

İmzası

İÇİNDEKİLER

ÖZET i
ABSTRACT iii
ÖNSÖZ v
AKADEMİK BEYAN vi
SİMGELER VE KISALTMALAR ix
ŞEKİLLER DİZİNİ xiv
ÇİZELGELER DİZİNİ xvi
1. GİRİŞ 1
2. KAYNAK TARAMASI 3
2.1. Sistematik Tarama Yöntemi ve Kapsam 3
2.2. Çalışmaların Kohort ve Tasarım Özellikleri 3
2.3. Yöntemsel Yaklaşımlar ve Performans Değerlendirmesi 6
2.4. Literatürdeki Boşluklar 12
3. MATERYAL VE METOT 14
3.1. Çalışma Tasarımı ve Hasta Seçim Kriterleri 14
3.2. İşaretleme Yazılımı (ALNMARK) ve Görüntü İşaretleme 15
3.3. Veri Seti ve Dağılım 15
3.4. Önişleme ve Veri Artırma 19
3.5. Lenf Nodu Segmentasyonu 23
3.6. Özellik Çıkarma ve Seçimi 24
3.7. Sınıflandırma Modelleri 26
3.7.1. Transfer Öğrenme (Derin Öğrenme) Modelleri 27
3.7.2. Klasik Makine Öğrenmesi Modelleri 28
3.8. Füzyon Stratejileri 29
3.9. Kalibrasyon ve Eşik Belirleme 29
3.10. Açıklanabilirlik Analizleri 29
3.11. Belirsizlik ve Dağılım Dışı Tespiti 30
3.12. İstatistiksel Değerlendirme 30
3.13. Yöntem Seçimi ve Ablasyon Çalışmaları 30
4. BULGULAR 32
4.1. Önişleme ve Veri Artırma Sonuçları 32
4.2. Segmentasyon Sonuçları 34
4.3. Özellik Çıkarma ve Seçim Sonuçları 40
4.4. Derin Öğrenme (Transfer Öğrenme) Sınıflandırma Sonuçları 44
4.5. Klasik Makine Öğrenmesi Sınıflandırma Sonuçları 47
4.6. Füzyon Modelleri Sonuçları 48
4.7. Kalibrasyon ve Karar Eğrisi Analizi. 51
4.8. Açıklanabilirlik, Belirsizlik ve Dağılım Dışı Tespiti 53
4.9. İstatistiksel Değerlendirme 56
5. TARTIŞMA 60
5.1. Segmentasyonda Korteks-Hilus Ayrımı 60
5.2. Sınıflandırma ve Transfer Öğrenme 60
5.3. Özellik Seçimi ve Füzyon Stratejileri 61
5.4. Cihaz İşaretlerinin Temizlenmesi ve Ön İşleme 62
5.5. Açıklanabilirlik, Belirsizlik ve Dağılım Dışı Tespiti 62
5.6. Kalibrasyon ve Klinik Karar Eşiği 63

5.7. Çalışmanın Sınırlılıkları 63
5.8. Literatürdeki Boşluklarla İlişkisi 64
6. SONUÇLAR 65
7. KAYNAKLAR 67
8. EKLER 78
Ek A: ALNMARK Arayüzü 78
Ek B: Çalışmada Kullanılan Yöntemlerin Teorik Altyapısı 85
B.1. Görüntünün Matematiksel Gösterimi ve Temel İşlemler 85
B.2. Önişleme Yöntemleri 87
B.3. Evrişimli Sinir Ağları 89
B.4. Aktivasyon Fonksiyonları 91
B.5. Segmentasyonun Matematiksel Temeli 93
B.6. Derin Öğrenme Sınıflandırma Modelleri 95
B.7. El Yapımı Özellikler 96
B.8. Özellik Seçimi ve Boyut İndirgeme 99
B.9. Klasik Makine Öğrenmesi Modelleri 101
B.10. Füzyon Yöntemleri 103
B.11. Kalibrasyon ve Klinik Eşik Belirleme 105
B.12. Açıklanabilirlik Yöntemleri 107
B.13. Tahmin Belirsizliği ve Dağılım Dışı Örnek Tespiti 108
B.14. Çapraz Doğrulama, İstatistiksel Değerlendirme ve Eğitim Kontrolü 111
Ek C: Tez Çalışmasının Akış Diyagramı 116
Ek D: Etik Kurul Belgesi 116
ÖZGEÇMİŞ

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

mm : milimetre

Kısaltmalar

ABVS	:	Otomatik Meme Hacim Tarayıcısı (Automated Breast Volume Scanner)
ACC	:	Doğruluk (Accuracy)
ALN	:	Aksiller Lenf Nodu (Axillary Lymph Node)
ALND	:	Aksiller Lenf Nodu Diseksiyonu (Axillary Lymph Node Dissection)
ALNM	:	Aksiller Lenf Nodu Metastazı (Axillary Lymph Node Metastasis)
ANOVA	:	Varyans Analizi (Analysis of Variance)
ASPP	:	Seyrek Uzamsal Piramit Havuzlama (Atrous Spatial Pyramid Pooling)
AttentionUNet	:	Dikkat Mekanizmalı U-Net (Attention U-Net)
AUC	:	Eğri Altı Alan (Area Under the Curve)
BI-RADS	:	Meme Görüntüleme Raporlama ve Veri Sistemi (Breast Imaging Reporting and Data System)
CAD	:	Bilgisayar Destekli Tanı (Computer-Aided Diagnosis)
CDFI	:	Renkli Doppler Akış Görüntüleme (Color Doppler Flow Imaging)
CEUS	:	Kontrast Destekli Ultrasonografi (Contrast-Enhanced Ultrasound)
CLAHE	:	Kontrast Sınırlı Uyarlanır Histogram Eşitleme (Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization)
CNN	:	Evrişimli Sinir Ağı (Convolutional Neural Network)
COCO	:	Bağlamdaki Ortak Nesneler (Common Objects in Context)
ConvNeXt	:	ConvNeXt Mimarisi
CPU	:	Merkezi İşlem Birimi (Central Processing Unit)
ÇD	:	Çapraz Doğrulama (Cross-Validation)

CT	:	Bilgisayarlı Tomografi (Computed Tomography)
DAMF	:	Uyarlanır Orta-Dönem Füzyon Modeli (Dynamic Adaptive Mid-level Fusion)
DCA	:	Karar Eğrisi Analizi (Decision Curve Analysis)
DenseNet	:	Yoğun Bağlantılı Evrişimli Sinir Ağı (Densely Connected Convolutional Network)
DICOM	:	Tıpta Dijital Görüntüleme ve İletişim Standardı (Digital Imaging and Communications in Medicine)
DL	:	Derin Öğrenme (Deep Learning)
DLHM	:	Derin Öğrenme Heterojen Modeli
doğ.	:	Doğrulama (Validation)
DSC	:	Dice Benzerlik Katsayısı (Dice Similarity Coefficient)
DWT	:	Ayrık Dalgacık Dönüşümü (Discrete Wavelet Transform)
ECE	:	Beklenen Kalibrasyon Hatası (Expected Calibration Error)
EfficientNet	:	Verimli Ölçeklenebilir Evrişimli Sinir Ağı (Efficient Scalable Convolutional Neural Network)
EMD	:	Ampirik Mod Ayrıştırma (Empirical Mode Decomposition)
F1	:	F1 Skoru, Kesinlik ve Duyarlılığın Harmonik Ortalaması (F1-Score)
FFT	:	Hızlı Fourier Dönüşümü (Fast Fourier Transform)
FN	:	Yanlış Negatif (False Negative)
FP	:	Yanlış Pozitif (False Positive)
FPR	:	Yanlış Pozitif Oranı (False Positive Rate)
GELU	:	Gauss Hata Doğrusal Birimi (Gaussian Error Linear Unit)
GLCM	:	Gri Düzey Eş Oluşum Matrisi (Gray-Level Co-occurrence Matrix)
GPU	:	Grafik İşlem Birimi (Graphics Processing Unit)
GrabCut	:	Etkileşimli Ön Plan Çıkarımı (GrabCut)
Grad-CAM	:	Gradyan Ağırlıklı Sınıf Aktivasyon Haritalaması (Gradient-weighted Class Activation Mapping)

HER2	:	İnsan Epidermal Büyüme Faktörü Reseptörü 2 (Human Epidermal Growth Factor Receptor 2)
HHT	:	Hilbert-Huang Dönüşümü (Hilbert-Huang Transform)
ICC	:	Sınıf İçi Korelasyon Katsayısı (Intraclass Correlation Coefficient)
IHC	:	İmmünohistokimya (Immunohistochemistry)
ImageNet	:	Büyük Ölçekli Görsel Veritabanı (Large-Scale Visual Database)
InceptionV3	:	Inception v3 Derin Öğrenme Mimarisi (Inception v3 Deep Learning Architecture)
ITK-SNAP	:	Tıbbi Görüntü Segmentasyon Yazılımı (Insight Segmentation and Registration Toolkit - SNAP)
KNN	:	K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors)
LaMa	:	Büyük Maske Görüntü Tamamlama (Large Mask Inpainting)
LASSO	:	En Küçük Mutlak Büzülme ve Seçim İşleci (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)
LBP	:	Yerel İkili Örüntü (Local Binary Pattern)
LightGBM	:	Hafif Gradyan Artırma Çerçevesi (Light Gradient Boosting Machine)
LightUNet	:	Hafif U-Net (Light U-Net)
LIME	:	Yerel Yorumlanabilir Model-Bağımsız Açıklamalar (Local Interpretable Model-agnostic Explanations)
LN	:	Lenf Nodu (Lymph Node)
LNM	:	Lenf Nodu Metastazı (Lymph Node Metastasis)
MC Dropout	:	Monte Carlo Bırakma Yöntemi (Monte Carlo Dropout)
MI	:	Karşılıklı Bilgi (Mutual Information)
ML	:	Makine Öğrenmesi (Machine Learning)
MobileNetV2	:	Mobil Evrişimli Sinir Ağı Sürüm 2 (MobileNet V2)
MRI	:	Manyetik Rezonans Görüntüleme (Magnetic Resonance Imaging)
MRMR	:	Maksimum Alaka Minimum Artıklık (Maximum Relevance Minimum Redundancy)

NAC	:	Neoadjuvan Kemoterapi (Neoadjuvant Chemotherapy)
NLM	:	Yerel Olmayan Ortalamalar (Non-Local Means)
NPV	:	Negatif Kestirim Değeri (Negative Predictive Value)
OOD	:	Dağılım Dışı (Out-of-Distribution)
OOF	:	Katlama Dışı (Out-of-Fold)
OSNA	:	Tek Aşamalı Nükleik Asit Amplifikasyonu (One-Step Nucleic Acid Amplification)
PCA	:	Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis)
PET	:	Pozitron Emisyon Tomografisi (Positron Emission Tomography)
PPV	:	Pozitif Kestirim Değeri (Positive Predictive Value)
PSNR	:	Tepe Sinyal-Gürültü Oranı (Peak Signal-to-Noise Ratio)
PyRadiomics	:	Açık Kaynaklı Radyomik Özellik Çıkarma Kütüphanesi (Open-Source Radiomics Feature Extraction Library)
PyTorch	:	Açık Kaynaklı Derin Öğrenme Çerçevesi (Open-Source Deep Learning Framework)
ReLU	:	Doğrultulmuş Doğrusal Birim (Rectified Linear Unit)
ReLU6	:	Sınırlandırılmış Doğrultulmuş Doğrusal Birim (Rectified Linear Unit 6)
ResNet	:	Artık Bağlantılı Derin Sinir Ağı (Residual Neural Network)
RF	:	Rastgele Orman (Random Forest)
RFE	:	Özyinelemeli Özellik Eleme (Recursive Feature Elimination)
RGBA	:	Kırmızı-Yeşil-Mavi-Alfa (Red-Green-Blue-Alpha)
RLE	:	Çalışma Uzunluğu Kodlama (Run-Length Encoding)
ROC	:	Alıcı İşletim Karakteristiği (Receiver Operating Characteristic)
ROI	:	İlgi Bölgesi (Region of Interest)
SEN	:	Duyarlılık (Sensitivity)
SHAP	:	Shapley Katkı Değerleri (SHapley Additive exPlanations)
SiLU	:	Sigmoit Doğrusal Birim (Sigmoid Linear Unit)

SLN	:	Sentinel Lenf Nodu (Sentinel Lymph Node)
SLNB	:	Sentinel Lenf Nodu Biyopsisi (Sentinel Lymph Node Biopsy)
SMOTE	:	Sentetik Azınlık Aşırı Örnekleme Tekniği (Synthetic Minority Over-sampling Technique)
SPE	:	Özgüllük (Specificity)
SSIM	:	Yapısal Benzerlik İndeksi (Structural Similarity Index Measure)
SVM	:	Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine)
SWE	:	Kayma Dalga Elastografisi (Shear-Wave Elastography)
TN	:	Gerçek Negatif (True Negative)
TP	:	Gerçek Pozitif (True Positive)
TPR	:	Gerçek Pozitif Oranı (True Positive Rate)
TTA	:	Test Zamanı Artırma (Test-Time Augmentation)
US	:	Ultrasonografi (Ultrasound)
VIF	:	Varyans Şişirme Faktörü (Variance Inflation Factor)
XGBoost	:	Aşırı Gradyan Artırma (Extreme Gradient Boosting)

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1. Literatürdeki ultrason görüntülerinde karşılaşılan tipik makine işareti örnekleri 12
Şekil 3.1. Çalışmanın veri hazırlamadan değerlendirmeye uzanan akış diyagramı ... 14
Şekil 3.2. Veri setindeki US görüntülerinin metastaz ve reaktif sınıflarına göre dağılımı ile görüntü ve hasta sayıları 16
Şekil 3.3. Yaşın sınıfa göre dağılımı ve her sınıftaki görüntü ile hasta sayıları 17
Şekil 3.4. Metastaz ve reaktif sınıflarına ait örnek US görüntüleri; korteks ve hilus bölgeleri renk kodlarıyla işaretlenmiştir 17
Şekil 3.5. Korteks ve hilus sınırlarının uzman tarafından işaretlendiği beş örnek manuel işaretleme 17
Şekil 3.6. Cihaz kaynaklı ölçüm işaretleri ve ekran yazıları içeren görüntülerde LaMa ile yapılan temizlemenin öncesi ve sonrası 18
Şekil 3.7. Sınıflandırma yolunda CLAHE tabanlı önişleme adımları 20
Şekil 3.8. Segmentasyon yolunda NLM süzgeci ve CLAHE ile yapılan önişleme adımları 20
Şekil 3.9. Segmentasyon eğitiminde görüntü ve maskeye birlikte uygulanan veri artırma örnekleri 21
Şekil 3.10. Sınıflandırma eğitiminde uygulanan veri artırma örnekleri 22
Şekil 3.11. Geniş özellik bankasındaki 30 özelliğin 5 kategoriye dağılımı 25
Şekil 4.1. Segmentasyon mimarilerinin Dice değeri ve parametre sayısı açısından karşılaştırması 35
Şekil 4.2. Segmentasyon modelinin eğitim sürecindeki kayıp ve Dice eğrileri 38
Şekil 4.3. Segmentasyon modelinin katlamadışı held-out örneklerindeki tahminleri, referans maske ve hata haritası 39
Şekil 4.4. Dikkat tabanlı U-Net modelinin katlamadışı held-out görüntülerindeki dikkat haritaları 40
Şekil 4.5. Karşılıklı bilgi skoruna göre en bilgilendirici özellikler 43
Şekil 4.6. Sınıflandırma hatalarının doğru ve yanlış pozitif/negatif olarak dağılımı . 46
Şekil 4.7. Modellerin katlamadışı AUC ve F1 değerine göre karşılaştırması 49
Şekil 4.8. En iyi beş modelin katlamadışı ROC eğrileri 50
Şekil 4.9. Katlamadışı kalibrasyon eğrileri (sıcaklık ölçekleme öncesi ve sonrası) ... 52
Şekil 4.10. Katlamadışı karar eğrisi analizi (eşik olasılığına göre net fayda) 52
Şekil 4.11. EfficientNet-B0 modelinin katlamadışı görüntülerindeki Grad-CAM dikkat bölgeleri 54
Şekil 4.12. MC Dropout ile elde edilen tahmin belirsizliği dağılımları 55
Şekil 4.13. Mahalanobis mesafesine göre dağılım dışı örneklerin tespiti 56
Şekil 4.14. Modellerin AUC değerleri ve bootstrap %95 güven aralıkları 56
Şekil 4.15. Olasılık ortalaması füzyonuna (EfficientNet-B0 ve XGBoost) ait katlamadışı karmaşıklık matrisi 58
Şekil 4.16. EfficientNet-B0 ve XGBoost modellerine ait katlamadışı karmaşıklık matrisleri 58
Şekil 5.1. Bu çalışmanın sınıflandırma yönünün literatürdeki diğer çalışmalar arasındaki konumu 61
Şekil A.1. ALNMARK işaretleme arayüzü genel görünümü 80
Şekil A.2. Otomatik düzeltme modülü çıkış ekranı 83

Şekil A.3. ALNMARK yapay zekâ destekli karar destek modülünün kullanıcı arayüzü 84
Şekil B.1. Bilinear enterpolasyonda dört komşu pikselin hedef değere katkısı..... 86
Şekil B.2. Non-Local Means yönteminde hedef yama ile görüntünün farklı bölgelerindeki benzer yamaların karşılaştırılması 88
Şekil B.3. Evrişimli sinir ağlarında kullanılan ReLU, ReLU6, SiLU ve GELU aktivasyonlarının karşılaştırılması 93
Şekil B.4. Attention U-Net dikkat kapısının kodlayıcı özelliği ve kapılama sinyalinden dikkat katsayısı üretmesi 93
Şekil B.5. İki boyutlu ayrık dalgacık dönüşümünde alt bantların oluşumu..... 98
Şekil B.6. Standardizasyon, korelasyon süzgeci ve karşılıklı bilgi seçiminin her dış katlamanın yalnız eğitim bölümünde uygulanması..... 101
Şekil B.7. Temel katlamadışı olasılıkların lojistik meta öğreniciyle çapraz uydurmalı biçimde birleştirilmesi..... 104
Şekil B.8. Güvenilirlik eğrisinde mükemmel kalibrasyon, aşırı güven ve yetersiz güven örnekleri 105
Şekil B.9. Grad-CAM yönteminde sınıf skorundan son evrişim katmanına gradyan aktarımı ve ağırlıklı ısı haritası üretimi 108
Şekil B.10. MC Dropout geçişlerinde düşük ve yüksek tahmin yayılımının karşılaştırılması 109
Şekil B.11. Mahalanobis uzaklığının kovaryans elipslerine göre yön ve ölçek duyarlılığı 110
Şekil B.12. Aynı hastaya ait görüntülerin tek katlamada tutulduğu beş katlı katlamadışı değerlendirme 111
Şekil C.1. Tez Çalışmasının Akış Diyagramı 115

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 2.1. İncelenen çalışmaların kohort ve tasarım özellikleri (2026-2020, azalan kronolojik sıra) 4
Çizelge 2.2. İncelenen çalışmaların görüntüleme modalitesi, yöntemsel özellikler ve performans bulguları (2026-2020, azalan kronolojik sıra) 7
Çizelge 3.1. Veri kaynakları ve kullanım politikası 19
Çizelge 3.2. Hasta izolasyonlu beş katlı çapraz doğrulamada değerlendirme dağılımı 19
Çizelge 3.3. Sınıflandırma ve segmentasyon için veri artırma parametreleri 22
Çizelge 3.4. Segmentasyon eğitim hiperparametreleri 23
Çizelge 3.5. Geniş özellik bankasının kategorileri ve özellik sayıları 25
Çizelge 3.6. Seçilen 30 özelliğin kategorik dağılımı 26
Çizelge 3.7. Transfer öğrenme modellerine özgü eğitim hiperparametreleri 27
Çizelge 3.8. Klasik makine öğrenmesi modelleri ve hiperparametreleri 28
Çizelge 4.1a. Tanılama deneylerinde CLAHE yapılandırmalarının karşılaştırması . 32
Çizelge 4.1b. Tanılama deneylerinde gürültü giderme yöntemlerinin PSNR ve keskinlik karşılaştırması 33
Çizelge 4.1c. Tanılama deneylerinde ultrason artırma yöntemlerinin ortalama dağılım kayması değerleri 33
Çizelge 4.1d. Nihai eğitim işlem hattında kullanılan veri artırma parametreleri 34
Çizelge 4.2a. Tanılama deneylerinde segmentasyon mimarilerinin karşılaştırması .. 36
Çizelge 4.2b. Tanılama deneylerinde kayıp fonksiyonu karşılaştırması (LightUNet) 36
Çizelge 4.2c. AttentionUNet kanonik katlamadışı segmentasyon performansı (n=145) 46
Çizelge 4.3a. Nihai işlem hattında tanı ile doğrulanmış özellik kategorileri 40
Çizelge 4.3b. Tanılama deneylerinde özellik gruplarının bireysel doğrulama AUC katkıları 41
Çizelge 4.3c. Nihai işlem hattında MI ile seçilen 30 özelliğin kategori dağılımı 44
Çizelge 4.3d. Nihai işlem hattında MI skoruna göre en bilgilendirici ilk on özellik 44
Çizelge 4.4a. Nihai işlem hattında derin öğrenme hiperparametreleri 45
Çizelge 4.4b. Derin öğrenme modellerinin katlamadışı AUC değerleri 45
Çizelge 4.4c. Derin öğrenme modellerinin katlamadışı performansı (n=145) 46
Çizelge 4.5a. Nihai işlem hattında klasik makine öğrenmesi modelleri ve hiperparametreleri 47
Çizelge 4.5b. Klasik makine öğrenmesi modellerinin katlamadışı performansı (n=145) 47
Çizelge 4.6. Füzyon modellerinin katlamadışı performansı ve hasta düzeyi AUC (n=145) 51
Çizelge 4.7. Katlamadışı karar eğrisi analizi net fayda değerleri 53
Çizelge 4.8. Havuzlanmış katlamadışı bootstrap %95 güven aralıkları (AUC, n=1000 yineleme) 56
Çizelge 5.1. Kaynak Taraması 2.4 alt bölümündeki boşluklar ile bu tezdeki durumun karşılaştırması 64
Çizelge 8.1. ALNMARK yazılımında kullanılan birincil modüller, sınıflar ve teknik görevler 79
Çizelge 8.2. ALNMARK klavye kısayolları 80
Çizelge 8.3. ALNMARK etiket renk kodları (RGBA) 81

Çizelge 8.4. Otomatik düzeltme yoğunluk seviyeleri ve parametre çarpanları 82

1. GİRİŞ

Meme kanseri, kadınlar arasında küresel ölçekte en sık tanılanan malignite olarak öne çıkmaktadır. GLOBOCAN 2022 verilerine göre yıllık yaklaşık 2,3 milyon yeni vaka ve 670 bin ölüm belgelenmiş; 2050 yılı projeksiyonları insidansta %38, mortalitede ise %68 oranında artışa işaret etmektedir. Türkiye dahil gelişmekte olan ülkelerde yaş standardize insidans değerleri hızla yükselmekte, tanı ve tedavi altyapısına yönelik baskı artmaktadır (Guvenc & Akduran, 2025; Kim vd., 2025).

ALNM, meme kanseri hücrelerinin aksiller bölgedeki lenf nodlarına yayılmasıyla ortaya çıkan ve klinik karar sürecinde kritik rol üstlenen bir durumdur. ALNM varlığı ve metastatik nod sayısı; adjuvan kemoterapi rejimine karar verilmesinde, radyasyon alanının belirlenmesinde ve genel prognozun değerlendirilmesinde belirleyici faktörlerdir (Hong vd., 2026; Bai vd., 2025).

Bu klinik gereksinim, ALNM değerlendirmesindeki yöntemlerin kısıtlarıyla birleşerek daha az invazif tanı araçlarına duyulan ihtiyacı netleştirmektedir. Altın standart kabul edilen sentinel lenf nodu biyopsisi tanısal bilgi sağlasa da, komplikasyon riskleri sebebiyle klinisyenleri ameliyat öncesi farklı yöntemlere yöneltmiştir (Li vd., 2023; Agyekum vd., 2025). Radyasyon içermeyen yapısı ve yaygın kullanımıyla ultrasonografi, preoperatif evrelemede güçlü bir alternatif oluşturmaktadır. Özellikle, bu görüntülerden elde edilen radyomik ve derin öğrenme verileri, tanı doğruluğunu artırma potansiyeli açısından mevcut literatürde kapsamlı bir şekilde değerlendirilmektedir (Trepanier vd., 2023). Bu tez, tespit edilen klinik ihtiyacı yapay zekâ teknolojileriyle birleştiren bir çalışmayı sunmaktadır.

Tezin kapsamı şu şekildedir: 2. Bölüm, ameliyat öncesi ultrason tabanlı yapay zekâ ve radyomik yöntemler üzerine sistematik bir literatür taraması sunmaktadır. 3. Bölümde veri kümesi, etiketleme yazılımı, ön işleme, segmentasyon, özellik çıkarma, sınıflandırma, füzyon, kalibrasyon, açıklanabilirlik ve istatistiksel değerlendirme yöntemleri ele alınmaktadır. 4. Bölümde nihai iş akışının sonuçları sunulmakta, bu sonuçlar literatürle karşılaştırılarak 5. Bölümde tartışılmaktadır. 6. Bölümde ise temel bulguların özeti ve gelecekteki çalışmalar için öneriler yer almaktadır.

Bu çalışma, ameliyat öncesi ultrason görüntülerinden aksiller lenf nodu metastazı tespiti için uçtan uca bir yapay zekâ modeli oluşturmayı amaçlamaktadır. Bu çalışmada, sistematik işaretleyici temizliği ve korteks ile hilum bölgelerinin ayrı maskelerle modellenmesinin, standart yaklaşımlara kıyasla daha güvenilir özellikler ve daha iyi sınıflandırma performansı sağlayıp sağlamadığı test edilmiştir. Çalışmanın toplam kapsamını 221 hastadan elde edilen 391 ultrason görüntüsü (145 orijinal, 246 LaMa) oluşturmakta; bu havuzun sınıflandırma, füzyon, kalibrasyon, açıklanabilirlik ve belirsizlik bileşenlerinde kullanılmıştır. Bu görüntülerin 111 hastadan elde edilen 145'i manuel korteks-hilus anatomik işaretlemesine sahip olup segmentasyon eğitimi ve değerlendirmesinde kullanılmıştır.

Mevcut literatürde birkaç yapısal boşluk dikkat çekmektedir. Birincisi; lenf nodunun korteks ve hilus olmak üzere iki anatomik alt bölgeye ayrılarak nicel olarak modellenmesi son derece kısıtlı kalmaktadır. Radyolojik tanıda kortikal kalınlaşma ve hilum silinmesi temel bulgular arasında sayılmakla birlikte bu yapılar büyük çoğunlukla

ayrı maskelerle modellenmemektedir. İkincisi; ultrason cihazlarının görüntülere eklediği ölçüm işaretleri, hasta etiketleri ve logolar sistematik biçimde temizlenmediğinde derin öğrenme modelleri gerçek doku özelliklerini değil yapay belirteçleri öğrenebilmektedir. Üçüncüsü ise açıklanabilirlik araçlarının kullanımının son derece sınırlı kalmasıdır.

Preoperatif ultrasonografi (US) görüntüleri üzerinden uygulanan radyomik yöntemler ve derin öğrenme modelleri son yıllarda önemli ilgi görmektedir. Kaynak Taraması bölümünde derlenen 38 çalışma; B-mod US, kontrastlı US (CEUS), kayma dalga elastografisi (SWE) ve otomatik meme hacim taraması (ABVS) gibi modaliteleri kapsayan geniş bir yöntem yelpazesini ortaya koymaktadır. Test setlerinde bildirilen AUC değerleri 0,65 ile 0,95 arasında dağılmakta; ancak çalışmaların büyük çoğunluğu tek merkezde yürütülmekte ve retrospektif veri kullanmaktadır.

Preoperatif ALNM değerlendirmesinde başvuru yöntemi olarak benimsenen sentinel lenf nodu biyopsisi (SLNB), invazif niteliği ve %4,6–16,7 arasında değişen komplikasyon oranıyla klinisyenleri noninvazif alternatiflere yöneltmektedir; lenfödeme, ağrı, his kaybı ve omuz hareket kısıtlılığı bu komplikasyonların başında gelmektedir (Li vd., 2023; Agyekum vd., 2025). Ultrasonografi yönlendirimli ince iğne aspirasyon sitolojisi tanısal değer taşımakla birlikte yeterli duyarlılık sağlayamamaktadır (Zhang vd., 2025).

Yukarıda sıralanan klinik ihtiyaç, yöntemsel boşluklar ve ultrasonografinin sunduğu noninvazif değerlendirme imkânı bu tez çalışmasının çıkış noktasını oluşturmaktadır. Bu çalışmanın amacı, preoperatif ultrason görüntülerinden aksiller lenf nodu metastazını tespit eden bir yapay zekâ modeli geliştirmek ve sistematik işaretleyici temizliği ile korteks ve hilus bölgelerinin ayrı maskelerle modellenmesinin sınıflandırma performansına katkısını incelemektir. Korteks ve hilus alt bölgelerinin ayrı modellenmesi, kortikal kalınlaşma ve hilum silinmesinin radyolojik tanıdaki temel bulgular arasında sayılmasıyla tutarlıdır. Önerilen yaklaşım segmentasyon, özellik çıkarma, sınıflandırma, füzyon, kalibrasyon, açıklanabilirlik ve belirsizlik bileşenlerini tek bir çalışmada birleştirmekte, böylece literatürde dağınık biçimde ele alınan adımları bütünleşik bir çerçevede değerlendirmektedir. Segmentasyon için dikkat tabanlı U-Net mimarisi kullanılmış; sınıflandırmada dört transfer öğrenme modeli (ResNet18, EfficientNet-B0, MobileNetV2, ConvNeXt-Tiny) ile beş klasik makine öğrenmesi modeli (XGBoost, LightGBM, Rastgele Orman, Lojistik Regresyon ve yumuşak oylama topluluğu) hasta gruplu beş katlı çapraz doğrulama (StratifiedGroupKFold) ile değerlendirilmiştir. Füzyon kolunda EfficientNet-B0 ve XGBoost'un katlamadışı olasılıkları, sabit eşit ağırlıklı olasılık ortalaması ve çapraz uydurmalı lojistik istifleme stratejileriyle birleştirilmiştir. İlerleyen bölümler, bu yaklaşımın tasarımını ve elde edilen bulguları mevcut literatürle karşılaştırmalı olarak sunmaktadır.

2. KAYNAK TARAMASI

2.1. Sistematik Tarama Yöntemi ve Kapsam

Meme kanseri, kadınlar arasında en sık tanı alan habis hastalık türüdür. GLOBOCAN 2022 verileri yıllık yaklaşık 2,3 milyon yeni vaka ve 670 bin ölüm belgelemiş, 2050 projeksiyonları insidansta %38, mortalitede %68 artışa işaret etmiştir. ALNM, meme kanseri hücrelerinin aksiller bölgedeki lenf nodlarına yayılmasıyla belirginleşen bir metastaz durumudur ve adjuvan tedavi kararının başlangıcını belirleyen kilit faktördür. Geleneksel değerlendirme yöntemi olan sentinel lenf nodu biyopsisi (SLNB), invazif yönü ve %4,6 ile %16,7 arasında değişen komplikasyon oranı nedeniyle klinisyenleri preoperatif non-invazif alternatiflere yöneltmiştir (Kim vd., 2025).

Ultrasonografi bu ihtiyaca en pratik yanıtı sunan modalitedir; radyasyon içermemesi, yaygın erişilebilirliği ve gerçek zamanlı görüntüleme kapasitesi onu öne çıkarmaktadır. Bununla birlikte, görüntü yorumunun gözlemci deneyimine bağımlı olması ve sınıflandırma performansının çalışmadan çalışmaya önemli ölçüde değişmesi, otomatik analiz yöntemlerine olan ilgiyi artırmıştır. Son yıllarda radyomik ve derin öğrenme yaklaşımları bu boşluğu doldurmaya aday olarak gündeme gelmiş; ancak yöntemsel çeşitlilik ve raporlama tutarsızlıkları alandaki birikimin sistematik değerlendirmesini güçleştirmiştir (Trepanier vd., 2023). Bu bölüm, söz konusu yöntemleri kapsayan mevcut literatürü yapılandırılmış bir çerçevede incelemek amacıyla tasarlanmıştır.

Bu bölümdeki yayınlar Web of Science veri tabanında 25 Mayıs 2026 tarihinde şu sorguyla belirlenmiştir: TS=("axillary lymph node metastasis" OR ALNM) AND TS=("breast cancer" OR "breast carcinoma") AND TS=(ultrasound OR ultrasonography OR sonography) AND TS=("machine learning" OR "deep learning" OR "artificial intelligence" OR radiomics OR CNN OR "convolutional neural network").

Preoperatif US görüntüleri üzerinden yapay zekâ veya radyomik yöntem uygulayan araştırmalar dahil edilmiştir. Derleme makaleler, kongre bildirileri ve birincil görüntüleme modalitesi manyetik rezonans görüntüleme, bilgisayarlı tomografi, PET/BT ya da mamografi olan çok modaliteli çalışmalar kapsam dışı bırakılmıştır. Bu ölçütleri karşılayan ve 2020-2026 dönemini kapsayan birincil araştırmalar incelemeye alınmıştır.

Tarama standart B-mod US, kontrastlı US (CEUS), kayma dalga elastografisi (SWE), otomatik meme hacim taraması (ABVS), renkli Doppler akış görüntüleme (CDFI) ve yüksek frekanslı US gibi yaklaşımları kapsamaktadır. Radyomik özellik çıkarımına dayanan klasik makine öğrenmesi (ML) ile uçtan uca eğitilen derin öğrenme (DL) mimarileri, alandaki iki baskın yöntemsel akımı oluşturur.

2.2. Çalışmaların Kohort ve Tasarım Özellikleri

Çizelge 2.1'de görüldüğü gibi, incelenen araştırmaların kohort yapısı, çalışma tasarımı, demografik özellikleri, altın standardı ve metastaz yükü tanımı karşılaştırmalı biçimde sunulmaktadır

Çizelge 2.1. İncelenen çalışmaların kohort ve tasarım özellikleri (2026-2020, azalan kronolojik sıra)

Kaynak	Toplam N (Eğitim/Test)	Yaş Ort. (ALN− / ALN+)	Altın Standart	Metastaz Yükü Tanımı
(Hong vd., 2026)	671 (503/168)	ALN− 52,54±11,31 / ALN+ 51,70±11,21	SLNB/ALND patoloji	N0 ve N+(≥1); N+(1-2) ve N+(≥3)
(Y. Chen vd., 2026)	246 (197/49)	Genel (49,8±10,0)	Cerrahi patoloji	N0 (137) ve N+ (109)
(R. Huang vd., 2025)	128 (5-kat CV)	Belirtilmemiş	ALND patoloji	Metastatik ve Metastatik değil
(Dong vd., 2025)	218 hasta / 387 lezyon (310/77)	Genel (52,8±12,67)	Histopatoloji	3 sınıf: Benign / Malign ALN− / Malign ALN+
(J. Chen vd., 2025)	431 (301/130)	ALN− 55,7±11,9 / ALN+ 54,9±12,5	ALND patoloji	N0 ve N+
(W. Liu vd., 2025)	146 (117/29)	ALN− 53,8±12,2 / ALN+ 51,9±9,8	US rehberli biyopsi + patoloji	N0 (41) ve N+ (105)
(Bai vd., 2025)	405 (212/91 iç doğ. / 102 dış doğ.)	Genel (49,6±8,7); dış doğ.: 49,9±9,5	Cerrahi patoloji	N0 (231) ve N+ (174)
(S. Y. Li vd., 2025)	682 (400/97 iç / 185 dış)	Genel (52,0 [IQR 45-59])	SLND/ALND patoloji	N0 ve N+(≥1); N+(1-2) ve N+(≥3)
(Agyekum vd., 2025)	820 (621/112/87)	Genel (54,5±11,51)	ALND/SLNB	ALN+ ve ALN−
(D. Zhang vd., 2025)	866 (çok kohort)	Eğitim: 54,0±10,6 / Prospektif: 53,8±10,0	SLNB/ALND	ALN− ve ALN+
(Yan vd., 2025)	282 (140/60 iç / 82 dış)	ALN− 52,79±9,73 / ALN+ 53,60±10,67	SLNB/ALND patoloji	N0 (195) ve N+(≥1) (87)
(S.-R. Wang vd., 2025)	131 ALNM+ (92/39)	Genel (57,24±10,29)	Patoloji	Düşük yük (≤2) ve Yüksek yük (>2) nod
(Oshino vd., 2025)	788 (3:1 bölünme)	Genel (59,6±0,53)	Patolojik tanı	N0 ve N+ (190 N+)
(Y.-X. Liu vd., 2025)	243 (194/49)	ALN− 51,86±10,66 / ALN+ 49,75±10,28	Histoloji (SLNB/ALND)	LNM ve Non-LNM (post-NAC)
(Gong vd., 2025)	519 hasta, 1280 ALN (921/102/257)	Genel (51,26±10,03)	SLNB/ALND patoloji	Benign ve Metastatik ALN
(P. Sun vd., 2024)	240 (LOOCV)	Genel (58, 23-81 aralık)	Patolojik doğrulama	ALN− (152) ve ALN+ (88)
(S. Wang vd., 2024)	321 (224/97)	ALN− 52,64±8,67 / ALN+ 51,32±7,93	Cerrahi patoloji	N0 (200) ve N+ (121)
(Z. Chen vd., 2024)	512 HER2+ (10-kat CV)	Genel (52,4±9,8)	Postop patoloji + IHC	ALNM yok ve var (HER2+ özgül kohort)
(Fu vd., 2024)	497 (216/281)	ALN− 51,16 / ALN+ 51,88	SLNB/ALND	ALN− ve ALN+ (NAC öncesi/sonrası US)

Kaynak	Toplam N (Eğitim/Test)	Yaş Ort. (ALN− / ALN+)	Altın Standart	Metastaz Yükü Tanımı
(X. Wang vd., 2024)	266 (212/27/27)	Genel (medyan 47)	SLNB/ALND	N0 ve N+(≥1) (67 ALN+)
(Qian vd., 2024)	364 (289/75)	≥75 yaş kohortu	Cerrahi patoloji	N0 ve N+(≥1)
(Cai vd., 2024)	334 (235/99)	Genel (ortanca 58)	Postop patoloji	N+ (131) ve N0 (203)
(C. Sun vd., 2024)	111 (78/33)	Genel (50,3±10,76)	SLNB/ALND patoloji	N0 (72) ve N+ (39)
(You vd., 2024)	792 ALNM kohortu	Genel (51,9±12,0)	SLND/ALND patoloji	N0 ve N+
(W. Zhang vd., 2024)	755 (527/228)	Genel (53,2±10,9)	SLNB/ALND patoloji	N0 / N+(1-2) / N+(≥3) (3 grup)
(Ye, 2024)	307 (215/92)	Belirtilmemiş	ALND/SLNB/ponksiyon biyopsi	N0 ve N+(≥1)
(Y. Li vd., 2023)	124 (bootstrap iç doğ.)	ALN− 48,33±11,86 / ALN+ 51,09±10,62	Cerrahi patoloji	LNM− (89) ve LNM+ (35)
(W.-B. Li vd., 2023)	320 (5-kat CV + bağımsız test)	Genel (52,90)	İnce iğne / cerrahi patoloji	N0 ve N+(≥1)
(H. Wang vd., 2023)	276 (143/36 iç / 97 dış)	ALN− 50,28±10,80 / ALN+ 47,02±10,70	SLNB/ALND patoloji	N0 ve N+
(Bove vd., 2022)	142 (114/28)	Genel (medyan 60, 48-69)	OSNA prosedürü	N0 (115) ve N+ (27)
(Pham vd., 2022)	107 (10-kat CV)	Belirtilmemiş	SLNB/ALND patoloji	Metastaz yok ve var
(S. Sun vd., 2022)	169 (124/45)	Genel (ortalama 51, 31-79)	Kor biyopsi histopatoloji	N0 (105) ve N+ (64)
(L. Zhang vd., 2021)	90 (randomize gruplar)	Belirtilmemiş	Patolojik tanı + görüntüleme	Tüm kohort ALNM+ (segmentasyon odaklı)
(J. Li vd., 2021)	214 hasta / 220 ALN (140/80)	Belirtilmemiş	Aksiller patolojik değerlendirme	Metastatik ve Metastatik değil
(Y.-W. Lee vd., 2021)	153 (5-kat CV)	ALN− 52,09±12,45 / ALN+ 52,82±11,80	SLNB/ALND	Metastaz (59) ve Non-metastaz (94)
(S. E. Lee vd., 2021)	496 (306/190)	Genel (52,5±10,9)	SLNB, ALND veya pre-NAC FNA	N0 ve N+(≥1) (Eğitim N+: %30,1)
(W.-J. Zhou vd., 2021)	192 (132/60)	ALN− 54,07±11,12 / ALN+ 54,35±11,38	Patolojik ALN durumu	N0 (109) ve N+(≥1) (83)
(Qiu vd., 2020)	196 (141/55)	ALN− 53,35±10,97 / ALN+ 53,35±12,15	SLNB/ALND patoloji	N0 ve N+(≥1) (Eğitim: %31,9 N+)
(Q. Sun vd., 2020)	479 retro + 16 prospektif (343/136+16)	Eğitim: 48,9±10,9 / Test: 47,9±11,9	SLNB/ALND patoloji	N0 (343) ve N+ (136)

Çizelge 2.1'de, sistematik taramaya dâhil edilen çalışmaların kohort büyüklükleri, tasarımları, altın standartları ve metastaz yükü bilgileri azalan kronolojik sırayla özetlenmektedir.

Örneklem büyüklükleri 90 ile 866 arasında geniş bir aralığa yayılır. N<200 olan küçük tek merkezli çalışmalar zorunlu olarak iç çapraz doğrulamaya yönelirken, büyük kohortlu çalışmalar bağımsız test setleri kurabilmiştir. Son iki yılda belirgin bir ölçek büyümesi yaşanmıştır: (Agyekum vd., 2025) 820 hastayı üç merkezde kapsamış, (D. Zhang vd., 2025) altı merkez birleştirerek 866 vakalık bir kohort kurmuştur. Ölçek artışı genellenebilirlik için olumlu olsa da büyük kohortlarda veri harmonizasyonu ve protokol standardizasyonu sorunları sürmektedir.

Çok merkezli tasarımlar 2024-2025'te belirgin artış göstermiştir; (Bai vd., 2025) iki, (Agyekum vd., 2025; S. Y. Li vd., 2025) üç, (D. Zhang vd., 2025) altı merkez kullanmıştır. (Agyekum vd., 2025) eğitim kohortunda AUC 1,00, doğrulama kohortlarında 0,82 ile 0,88 aralığında değerler bildirmiştir.

Altın standart heterojenliği karşılaştırmalı sentezi güçleştirmektedir. SLNB/ALND patolojisi en yaygın referans olurken (Bove vd., 2022) OSNA yöntemini tercih etmiş, (H. Wang vd., 2023) hematolojik parametreleri altın standarda eklemiştir. Farklı altın standartlar gerçek pozitif tanımını değiştirerek performans metriklerini sistematik biçimde etkiler; aynı AUC değeri farklı altın standartlar kullanıldığında farklı klinik anlamlar taşıyabilir.

Metastaz yükü tanımındaki çeşitlilik analizde başka bir güçlük katmanı oluşturur. Çalışmaların çoğu N0 ile N+(≥1) arasındaki ikili ayrımla sınırlı kalır. 2024 sonrasında klinik açıdan daha belirleyici olan N+(1-2) ile N+(≥3) eşiğine ilgi artmaktadır; güncel kılavuzlar tedavi kararlarını metastatik nod sayısına göre şekillendirmektedir. (Hong vd., 2026; S.-R. Wang vd., 2025; W. Zhang vd., 2024) bu çerçeveyi ele alan az sayıdaki çalışmadandır. Yüksek yük grubunun örneklemi pek çok çalışmada yetersiz kalmakta ve o kritik grupta sınıflandırma güvenilirliği düşmektedir.

Çizelge 2.1'de gözlenen tasarımsal örüntü, araştırmacıların görüntüleme modalitesi seçimleri, ROI tanımlama yaklaşımları, özellik seçim stratejileri ve sınıflandırıcı mimarileri üzerinde doğrudan baskı kurmuştur. N<200 küçük kohortlu çalışmalar boyutu düşürülmüş radyomik ile lojistik regresyon birleşimine yönelirken, büyük ve çok merkezli kohortlar transformer ya da graf evrişim ağı gibi parametre yoğun mimarilere olanak tanımıştır. Altın standart heterojenliği de yöntemsel tercihleri biçimlendirmiştir; OSNA tabanlı nicel referans kullanan (Bove vd., 2022), radyomik eşik optimizasyonuna farklı bir açıdan yaklaşmak durumunda kalmıştır. Çizelge 2.2 bu kohort kısıtlarının yöntemsel çeşitliliğe nasıl dönüştüğünü ortaya koyar

2.3. Yöntemsel Yaklaşımlar ve Performans Değerlendirmesi

Çizelge 2.2'de görüldüğü gibi, incelenen çalışmalarda uygulanan görüntüleme modaliteleri, ROI tanımlama ve ön işleme adımları, özellik seçim stratejileri ya da derin mimari tasarımları, sınıflandırıcı türleri, füzyon stratejileri ve bağımsız test setindeki AUC değerleri bir arada sunulmaktadır. AUC sütunundaki değerler parantez içi etiketle (test / doğ. / ÇD) ayrıştırılmıştır. Bağımsız test setlerine ait değerleri içermekte; yalnızca çapraz doğrulama veya doğrulama seti sonucu raporlayan çalışmalar "Belirtilmemiş" olarak işaretlenip ilgili değer parantez içinde verilmektedir

Çizelge 2.2. İncelenen çalışmaların görüntüleme modalitesi, yöntemsel özellikler ve performans bulguları (2026-2020, azalan kronolojik sıra)

Kaynak	US Modalitesi	ROI & Ön İşleme	Özellik Seçimi / Mimari	Sınıflandırıcı / Ön Eğitim	Füzyon Stratejisi	AUC	Duyarlılık / Özgüllük
(Hong vd., 2026)	B-mod US	Manuel (ITK-SNAP); 2 rad.; ICC inter 0,799 / intra 0,839	Mann-Whitney U ve LASSO	SVM	Klinik + radyomik skor nomogramı	0,94 (doğ.)	%94 / %82
(Y. Chen vd., 2026)	B-mod US + CEUS	Manuel + GMM habitat (3 alt bölge); SMOTE	ANOVA / Kruskal-Wallis	Hard voting (LDA, SVM, LR, AB, LASSO)	Geç: Habitat-CEUS-Klinik	0,886 (doğ.)	%81,8 / %92,6
(R. Huang vd., 2025)	CEUS video	Yarı-otomatik (bağlı bileşen); marker temizliği	ViT + LSTM (ViViT)	CLIP tabanlı; KL-diverjans + AFTO	Erken/orta metin-video zıtlıklı öğrenme	0,80 (ÇD)	Belirtilmemiş
(Dong vd., 2025)	B-mod US + SWE	Eş zamanlı çift-modal; ≥5 yıl deneyim; 2 rad.	DCFAN mimarisi (ConvNeXt, DSC, SAB, CEB, MSC)	Sıfırdan eğitim	Erken/orta mimari füzyon (WAB modülü)	0,933 (doğ.)	Belirtilmemiş
(J. Chen vd., 2025)	B-mod US	Manuel (3D Slicer); ICC≥0,75; 1/2/3 mm peritümöral	LASSO (10-kat CV, min-MSE)	RF (ızgara arama 5-kat CV)	Klinik + Radyomik + DL (RF)	0,869	%88,6 / %85,6
(W. Liu vd., 2025)	2B US	Manuel (ITK-SNAP); ICC>0,75; 1/2/3 mm peritümöral	LASSO (10-kat) + Spearman + MW-U	LightGBM, SVM, LR	Klinik + radyomik (1 mm) nomogramı	0,841	%77,4 / %84,6
(Bai vd., 2025)	B-mod US + Doppler	Manuel (cihaz kumpası); ICC inter 0,85-0,95	RFE ve SHAP (5 özellik)	Gradient Boosting	Web hesaplayıcı (klinik dahil)	0,987 (dış doğ.)	Belirtilmemiş
(S. Y. Li vd., 2025)	US + CDFI + CEUS	Manuel (Labelme); ICC>0,75	LASSO (5-kat CV; 50 özellik)	Rastgele Orman	Rad-skor + PLT + NLR nomogramı	0,77 (dış doğ.)	%60 / %81
(Agyekum vd., 2025)	US	Manuel bounding box; veri artırımı	Spearman ve RFECV (22 özellik)	GCN (2 katman, ReLU, dropout)	GCN radyomik (klinik füzyon yok)	0,88 (doğ.)	Belirtilmemiş
(D. Zhang vd., 2025)	US	Manuel (ITK-SNAP); ICC≥0,80;	LASSO ve ICC; 14 tümör + 9 LN özelliği	Stepwise LR; VGG19 DL karşılaştırma	"Seed & soil" çift-radyomik + DL nomogramı	0,95 (prospektif)	%75,9 / %92,1

Kaynak	US Modalitesi	ROI & Ön İşleme	Özellik Seçimi / Mimari	Sınıflandırıcı / Ön Eğitim	Füzyon Stratejisi	AUC	Duyarlılık / Özgüllük
		tümör+LN çift ROI					
(Yan vd., 2025)	US + CEUS	Manuel (3D Slicer); ICC>0,80	RF ve LASSO (12 özellik)	XGBoost	Histolojik tip + Rad-skor nomogramı	0,810 (dış test)	%37,5 / %80,3
(S.-R. Wang vd., 2025)	US	Manuel (3D Slicer); ICC>0,80	MRMR ve LASSO (5 özellik)	LR	Klinik (LVI, tümör çapı) + Rad-skor	Belirtilmemiş	%87,9 / %66,3
(Oshino vd., 2025)	US + CEUS	2 rad. (24+29 yıl deneyim); ICC kappa 0,96	LightGBM özellik önemi	LightGBM + EfficientNet/ ViT	Erken/orta: DL(iP) + CEUS + tabular cUS	0,93	%88 / %95
(Y.-X. Liu vd., 2025)	US (post-NAC)	Manuel (ITK-SNAP); 2 rad.	Mann-Whitney U + Pearson + LASSO	LR, SVM, AB, XGBoost, LightGBM; ResNet50/101, DenseNet201	Geç füzyon (DL + radyomik + klinik)	0,870	%95,5 / %63,0
(Gong vd., 2025)	B-mod US + SWE	Manuel dikdörtgen ROI	ViT (ImageNet ön eğitimli; 12 blok)	DAMF-former (SGD)	Adaptif orta-dönem füzyon (6. blok)	0,933	%82,5 / %93,8
(P. Sun vd., 2024)	US + URF	Manuel sınır çizimi	ANOVA; 7 özellik	Rastgele Orman	Erken füzyon (klinik + US + URF)	0,94 (LOOCV)	Belirtilmemiş
(S. Wang vd., 2024)	B-mod US	Manuel (3D Slicer); ICC>0,80; 1-5 mm peritümöral	MRMR ve LASSO	XGBoost (ızgara arama, 10-kat)	Klinik + Rad-skor geç füzyon	0,905 (doğ.)	%87,3 / %77,8
(Z. Chen vd., 2024)	B-mod US	Manuel (Labelme)	Sınıf içi özellik seçimi	Deep Ensemble (AlexNet, DenseNet121, GoogLeNet, InceptionV3, VGG16)	Ensemble oylama	0,780 (ÇD)	%72,8 / %81,3
(Fu vd., 2024)	Pre+Post-NAC US	Manuel (3D Slicer); ICC>0,876; ComBat harmonizasyon	Mann-Whitney U, LASSO ve Spearman	RF (×2) + VGG16	SVM geç füzyon (pre+post RF imzaları)	0,899 (doğ., Mrk3)	%83,8 / %86,8
(X. Wang vd., 2024)	US	Otomatik (DeepLabV3+, ResNet-101)	CNN otomatik özellik öğrenimi	DeepLabV3+ + CNN uçtan uca	Segmentasyon + sınıflandırma ortak kayıp	0,799	%57,1 / %100

Kaynak	US Modalitesi	ROI & Ön İşleme	Özellik Seçimi / Mimari	Sınıflandırıcı / Ön Eğitim	Füzyon Stratejisi	AUC	Duyarlılık / Özgüllük
(Qian vd., 2024)	B-mod US	Belirtilmemiş	DenseNet-201 (DL özellik) + PyRadiomics; LASSO	DenseNet-201 (özellik çıkarımı) + LR (sınıflandırıcı)	Klinik + DL + radyomik entegre nomogram	0,906 (doğ.)	Belirtilmemiş
(Cai vd., 2024)	US + BSGI	2 rad. değerlendirmesi	RFE	SVM	US + BSGI birleşik SVM	0,794	%64,1 / %80,0
(C. Sun vd., 2024)	CUS + CEUS	Manuel; prospektif çekim	MRMR ve LASSO (2+2 özellik)	LR	CUS klinik + CUS-rad + CEUS-rad nomogramı	0,901 (doğ.)	%91,7 / %85,7
(You vd., 2024)	US	YOLOv5 otomatik tümör tespiti (marker temizliği)	PMG (Progressive Multi-Granularity)	AutoRDL (YOLOv5 + PMG)	Klinik PMG son katmana eklendi	0,825 (dış, KMUH)	%77,1 / %72,3
(W. Zhang vd., 2024)	B-mod US	Manuel (MATLAB); ICC 0,811-0,878; 1/2/3 mm peritümöral	mRMR ve LASSO	LR (çok değişkenli)	BI-RADS + AUS + Rad-skor nomogramı	0,927 (doğ.)	Belirtilmemiş
(Ye, 2024)	US	Manuel (3D Slicer); ICC>0,75	LASSO (10-kat CV; 14 özellik)	LR	Rad-skor + 2B US klinik nomogramı	0,83 (doğ.)	%80,9 / %82,2
(Y. Li vd., 2023)	US video	Çapraz düzlem; 5 uzman rad.	Spatiotemporal (TIN mimarisi)	TIN; Adam, çapraz entropi kaybı	Grad-CAM görselleştirme	0,914 (iç test)	%76,2 / %90,0
(W.-B. Li vd., 2023)	ABVS + US	Manuel (ITK-SNAP 3B); ICC inter 0,761 / intra 0,785	LASSO (10-kat CV)	LR (çok değişkenli)	ABVS-rad + US-ALN + yakınsama bel. + RDW-SD	0,828	%85,3 / %66,0
(H. Wang vd., 2023)	B-mod US	Coherence transport inpainting (marker temizliği); region growing; >20 yıl rad.	GA + LOOCV; 4 ROI türü	SVM (RBF çekirdeği)	Soft voting (klinik + radyomik)	0,886	%100 / %78,2
(Bove vd., 2022)	B-mod US + SWE	Manuel Q-box; 2 rad.	t-testi sıralaması; 71 özellik	PNN (RBF çekirdeği)	Erken füzyon (BEMD + HOS)	%89,7 (10-kat ÇD)	Belirtilmemiş
(Pham vd., 2022)	US	Manuel; CLAHE ön işleme	Uçtan uca CNN (sıfırdan eğitim)	Custom CNN (9 evrişim katmanı)	Ham kanal ortalaması	0,72	%65,5 / %78,9

Kaynak	US Modalitesi	ROI & Ön İşleme	Özellik Seçimi / Mimari	Sınıflandırıcı / Ön Eğitim	Füzyon Stratejisi	AUC	Duyarlılık / Özgüllük
(S. Sun vd., 2022)	B-mod US + Doppler + AP US	Otomatik (BPNN) + manuel; 2 rad. çift-kör	Korelasyon analizi (kapsül bütünlüğü kritik)	BPNN (3 katman, geri beslemeli)	Yaş kovaryatı	Belirtilmemiş	Belirtilmemiş
(L. Zhang vd., 2021)	B-mod US + SWE	Belirtilmemiş	Radyomik + DL özellik çıkarımı	DLHM	B-mod + SWE radyomik + DL füzyon	0,911	%82,8 / %90,2
(J. Li vd., 2021)	US	Mask R-CNN otomatik (Dice 0,851); 1-5 mm peritümöral	PyRadiomics 23 özellik	DenseNet-121 (ImageNet ön eğitimli); LIME	Tümör + 3 mm peritümöral kombine	0,805 (5-kat ÇD)	Belirtilmemiş
(Y.-W. Lee vd., 2021)	US	Yarı-otomatik (MIPAV); ICC>0,75; Z-skor norm.	LASSO (5-kat CV; 23 özellik)	LR (lojistik)	Klinik (boyut, lokasyon, tip) + Rad-skor	0,810 (doğ.)	Belirtilmemiş
(S. E. Lee vd., 2021)	Gri-skala US	Manuel (ITK-SNAP); ICC≥0,75; Z-skor norm.	MRMR ve LASSO (9 özellik)	LR	Radyomik skor (klinik füzyon yok)	0,65	%68,0 / %79,4
(W.-J. Zhou vd., 2021)	B-mod US	Manuel (3D Slicer); ICC>0,75; wavelet dönüşümü	Elastik net (21 / 843 özellik)	LR (lojistik)	Rad-skor + US-bildirimi ALN nomogramı	0,759 (doğ.)	Belirtilmemiş
(Qiu vd., 2020)	B-mod US	Manuel (ITK-SNAP); ~5 mm peritümöral; 5 görüntü/lezyon	Boruta (104 özellik)	DenseNet-121 (sıfırdan eğitim) + RF	İntra + peritümöral kombine; mol. alt tip FC	0,912	%85,7 / %90,7

Çizelge 2.2'de, incelenen çalışmaların görüntüleme modalitesi, ROI tanımlama ve önişleme adımları, özellik seçim stratejileri ile performans ölçütleri karşılaştırmalı olarak sunulmaktadır.

B-mod US, incelenen çalışmaların büyük bölümünde temel görüntüleme modalitesidir. 2024-2026 döneminde multi-modal yaklaşımlar belirgin biçimde artmış; CEUS, SWE, ABVS, CDFI ve URF, tek modaliteyle yakalanması güç fonksiyonel ve yapısal bilgileri bir arada sunmak amacıyla sisteme eklenmiştir. (Oshino vd., 2025), US ile CEUS'u LightGBM ve transformer tabanlı modeller aracılığıyla birleştirerek 0,93 test AUC elde etmiştir. (Gong vd., 2025), B-mod ve SWE'yi DAMF-former mimarisinde adaptif orta-dönem füzyonla işleyerek 0,933 AUC bildirmiş; her iki çalışmada da multi-modal füzyon tekli modaliteye kıyasla tutarlı kazanım sağlamıştır. CEUS'un kontrast

ajanlara bağlı kan akışı bilgisini radyomiğe katması ve SWE'nin doku mekanik sertliğini yansıtması, bu başarımı destekleyen biyolojik mekanizmalardır. (J. Li vd., 2021), prospektif tasarımda B-mod ile SWE'yi DLHM çerçevesinde bütünleştirerek 0,911 test AUC'una ulaşmıştır.

ROI tanımlamada manuel segmentasyon hâlâ baskın yöntemdir. ITK-SNAP ve 3D Slicer en sık kullanılan platformlardır. Otomatik ve yarı-otomatik yaklaşımlar yaygınlaşmaktadır; (Y.-W. Lee vd., 2021) Mask R-CNN ile otomatik segmentasyon gerçekleştirmiş (Dice 0,851), (X. Wang vd., 2024) uçtan uca segmentasyon-sınıflandırma ortak ağı kurmuştur. Gözlemciler arası tutarlılık için ICC eşiği (genellikle ICC>0,75) çoğu çalışmada standart kriter haline gelmiştir. Marker temizliği meselesinde yalnızca (Bove vd., 2022) coherence transport inpainting ile sistematik bir giderim raporlamıştır. Bu tek istisna, klinik US görüntülerindeki ölçüm etiketlerinin ve cihaz logolarının model eğitimine sızma riskinin neredeyse tüm çalışmalarda açık kaldığını gösterir.

Özellik seçiminde LASSO regresyonu radyomik çalışmalarda tartışmasız baskındır. L1 düzenlileştirmesinin seyrek çözümler üretmesi ve 10 katlı çapraz doğrulamayla lambda seçiminin tekrar edilebilir bir standart kurması bu tercihi açıklar. MRMR, elastik net ve Boruta da kullanılmıştır. (D. Zhang vd., 2025), ICC ile LASSO'yu birleştirerek tümör ve lenf nodundan eş zamanlı özellik seçimi gerçekleştiren "seed and soil" yaklaşımını önermiştir. (Qian vd., 2024), ≥75 yaş kohortunda DenseNet-201 ile derin özellikler ve PyRadiomics radyomikleri birleştirerek yaşlı hasta grubuna özgü bütünleşmiş bir nomogram geliştirmiş; bu yaklaşım literatürde oldukça az ele alınan yaş alt grubuna ait nadir örneklerden biridir. Derin öğrenme modelleri ham piksel verisinden uçtan uca öğrenme yaparak özellik mühendisliği ihtiyacını ortadan kaldırır; küçük veri rejiminde bu avantaj her zaman gerçekleşmez. (S. Sun vd., 2022), 169 hastalık kohortta sıfırdan eğitilen hafif CNN ile 0,72 test AUC elde ederken aynı veride ImageNet ön eğitimli ResNet-101'in 0,60'ta kaldığını bildirmiştir.

Gerçek bağımsız test seti raporlayan çalışma sayısı beklenenden düşüktür; 40 çalışmanın yalnızca 14'ü bu ölçüte uymaktadır. Raporlanan test AUC değerleri (W.-J. Zhou vd., 2021)'deki 0,65'ten (D. Zhang vd., 2025)'teki 0,95'e uzanan geniş bir aralığa yayılır. (Agyekum vd., 2025) doğrulama setlerinde 0,88 bildirmiş ancak duyarlılık %49 düzeyinde kalmıştır. (W.-J. Zhou vd., 2021) eğitim AUC'sini 0,85, test AUC'sini 0,65 olarak raporlamıştır.

Füzyon yaklaşımlarında klinik değişkenlerle radyomik ya da derin öğrenme özelliklerinin birleştirilmesi performansı tutarlı biçimde iyileştirmektedir. (W.-J. Zhou vd., 2021) klinik füzyon olmaksızın yalnızca radyomik skor kullanan modelini 0,65 test AUC ile raporlarken, benzer kohort büyüklüğündeki klinik füzyon içeren çalışmalar genellikle 0,75 ile 0,85 aralığında AUC elde etmiştir. (J. Chen vd., 2025), klinik ve radyomik füzyon modelinin salt radyomik modele istatistiksel üstünlüğünü DeLong testiyle doğrulamıştır ($p<0,001$). Avantaj her zaman belirgin değildir; (S. E. Lee vd., 2021)'de kombine model (0,810) ile salt radyomik model (0,831) arasında anlamlı fark bulunmamış, radyomik tek başına biraz daha yüksek performans göstermiştir.

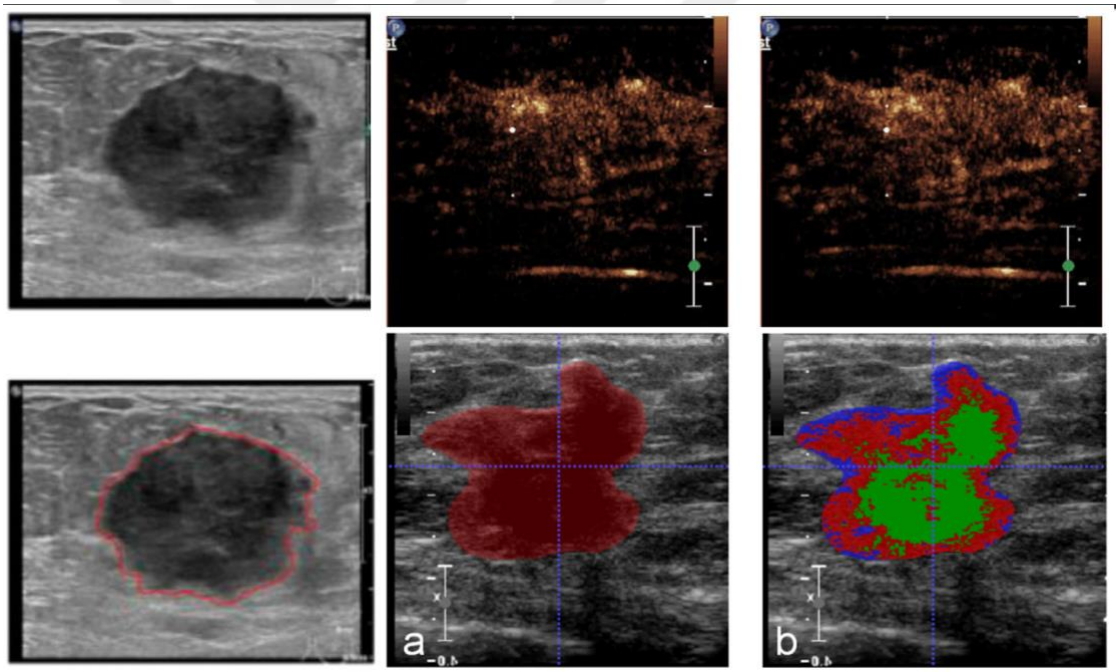
Çizelge 2.2'de derlenen bulgular, alandaki iki temel akım arasındaki dengenin hâlâ kurulmadığını ortaya koyar. Radyomik yaklaşımlar küçük ve orta büyüklükteki kohortta tekrar edilebilir ve yorumlanabilir özellik kümeleri sunmaktadır; LASSO regresyonu (J. Chen vd., 2025; S. Y. Li vd., 2025; D. Zhang vd., 2025) başta olmak üzere çalışmaların büyük bölümünde tercih edilmiştir. Derin öğrenme mimarileri büyük ve çeşitli kohortta

ham piksel verisinden otomatik özellik öğrenimi sayesinde avantaj sağlamakta; transformer tabanlı mimarilerin 2024 sonrası belirgin biçimde yaygınlaştığı görülmektedir

2.4. Literatürdeki Boşluklar

Çalışmaların büyük çoğunluğu ITK-SNAP, 3D Slicer ve MIPAV platformlarıyla manuel ya da yarı-otomatik işaretlemelere başvurmaktadır. Bu işlem hem zaman maliyeti hem de gözlemciler arası varyabilite açısından kısıt doğurur. (Hong vd., 2026) inter-observer ICC'yi 0,799 olarak bildirmiş, (H. Wang vd., 2023) ABVS tabanlı 3B segmentasyonda değerin 0,761'e gerilediğini raporlamıştır. Tam otomatik çözümler (X. Wang vd., 2024; You vd., 2024) ile sınırlı kalmış, her ikisinde de manuel işaretlemelerle karşılaştırmalı analiz sunulmamıştır.

Ultrason cihazlarının görüntülere eklediği ölçüm işaretleri, hasta etiketleri ve logolar çalışmaların neredeyse tamamında giderilmemektedir. Yalnızca (Bove vd., 2022) coherence transport inpainting ile sistematik temizlik raporlamış, ve (R. Huang vd., 2025; You vd., 2024) marker temizliğine değinmiştir. (W.-J. Zhou vd., 2021)'de eğitim AUC'sinin test setinde 0,85'ten 0,65'e gerilemesi bu ihmalin olası sonucunu göstermektedir.



Şekil 2.1. Literatürdeki ultrason görüntülerinde karşılaşılan tipik makine işareti örnekleri

Ultrason sistemleri görüntüye otomatik olarak ölçüm çizgileri, derinlik ölçeği, hasta etiketi ve Doppler renk kutusu gibi katmanlar ekler. Şekil 2.1'deki gibi, çalışmaların büyük çoğunluğu bu katmanları temizlemeden eğitim sürecine dahil etmektedir (Y. Chen vd., 2026; Hong vd., 2026; Huang vd., 2025). Bu durum modelin doku özelliklerini mi yoksa yapay işaret bölgelerini mi öğrendiği sorusunu yanıtsız bırakır.

Lenf nodunun kortikal kalınlaşma paterni, hilum yapısı ve kortikal ekojenite gibi tanısal kriterler radyolojide uzun süredir kullanılsa da modele yeterince dahil edilmemektedir. (Oshino vd., 2025), diffüz ve eksantrik kortikal kalınlaşmayı en belirleyici prediktörler arasında göstermiş; (Dong vd., 2025) aksiller nodu DAMF-former ile analiz etmiş; (Bai vd., 2025) Doppler hemodinamik parametrelerini modele katmıştır. Bu çalışmalar küçük bir azınlığı temsil eder.

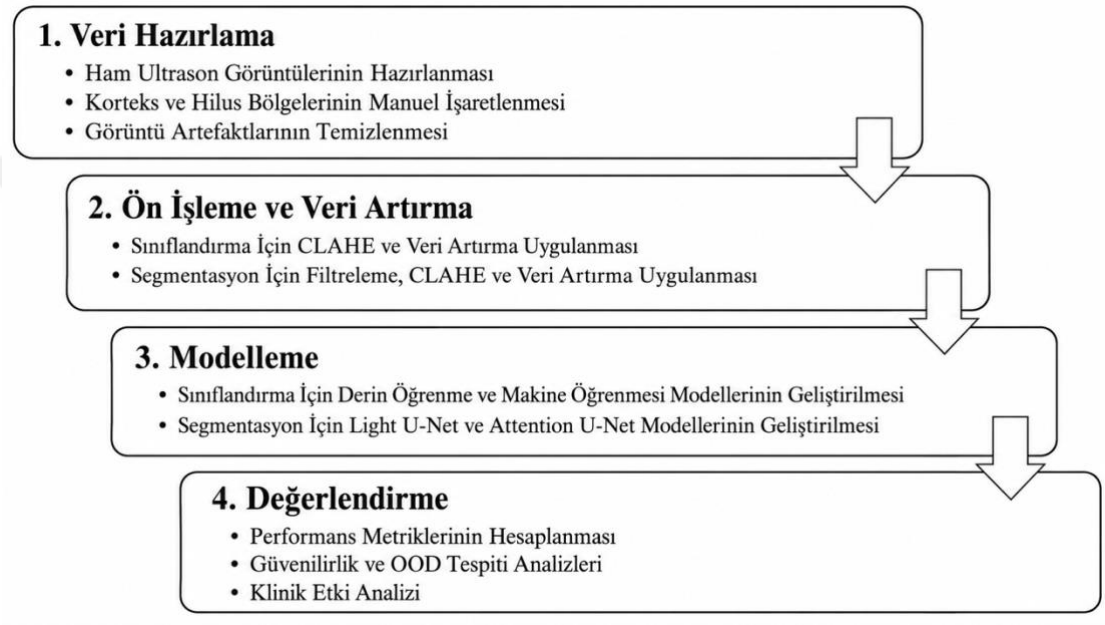
Korteks, lenf nodunun dış bölümünü oluşturan ve ultrason görüntülerinde düşük ekojeniteli izlenen katman; hilus ise yağ dokusu içeriği nedeniyle yüksek ekojeniteli görülen merkezi bölgedir. Kaynak Taraması'nda incelenen çalışmalar bu bakımdan üç eğilim sergilemektedir: klinik ultrason çalışmaları kortikal kalınlık ve hilus yapısını tanısal kriter olarak kullanırken, radyomik çalışmalar Çizelge 2.2'de görüldüğü gibi lenf nodunun veya lezyonun tamamını tek bir ilgi alanı (ROI) olarak ele almakta, derin öğrenme temelli çalışmalarda da segmentasyon genellikle lenf nodunun bütününü hedeflemektedir; korteks ve hilusun ayrı anatomik yapılar olarak otomatik segmentasyonu literatürde sınırlı sayıda örnekle temsil edilmektedir.

SHAP, Grad-CAM ve LIME gibi araçlar modelin hangi özelliğe ya da görüntü bölgesine odaklandığını görünür kılar ve klinik kabul için kritik koşuldur. Kullanımları sınırlı kalmaktadır; SHAP yalnızca (Bai vd., 2025; S. Wang vd., 2024; Yan vd., 2025) Grad-CAM (W.-B. Li vd., 2023), LIME ise (S. E. Lee vd., 2021) tarafından uygulanmıştır.

Mevcut araştırmalar incelendiğinde, manuel süreçlerin getirdiği yükleri azaltacak tam otomatik yöntemlere ihtiyaç duyulduğu görülmektedir. Görüntülerdeki yapay işaretlerin temizlenmemesi ve anatomik alt bileşenlerin ayrıntılı tanımlanmaması, modellerin klinik başarısını doğrudan etkileyen faktörler arasındadır. Ayrıca açıklanabilir yapay zekâ araçlarının azınlıkta kalması şeffaflık beklentisini karşılıksız bırakmaktadır.

3. MATERYAL VE METOT

Bu bölümde, aksiller lenf nodu metastazının ultrason görüntülerinden tahmin edilmesi için kurulan yapay zekâ hattının yöntem ayrıntıları verilmiştir. Bu çalışma, veri hazırlama; işaretleme, önişleme, segmentasyon, özellik çıkarma, sınıflandırma, füzyon, kalibrasyon, açıklanabilirlik, belirsizlik ile dağılım dışı tespiti ve istatistiksel değerlendirme adımlarından oluşur. Hattın bütün bileşenleri tek bir denemede sabitlenmemiştir. Her bileşenin son yapılandırması, ayrı tanılama çalışmaların yürütülen karşılaştırmalı deneylerle belirlenmiştir. Bu deneylerin tasarımı bölüm 3.13'te verilmiştir. Çalışmanın veri hazırlamadan değerlendirmeye uzanan tüm bileşenleri Şekil 3.1'de uçtan uca bir iş akışı şeması olarak özetlenmiştir.



Şekil 3.1. Çalışmanın veri hazırlamadan değerlendirmeye uzanan akış diyagramı

Şekil 3.1'de, çalışmanın veri hazırlamadan değerlendirmeye kadar olan iş akış diyagramını göstermektedir. Süreç sırasıyla: (1) ham ultrason görüntülerinin hazırlanması, korteks ve hilus bölgelerinin manuel olarak işaretlenmesi ve görüntü artefaktlarının temizlenmesi, (2) sınıflandırma için CLAHE ve veri artırma, segmentasyon için ise filtreleme, CLAHE ve veri artırma uygulanması, (3) sınıflandırma için derin öğrenme ve makine öğrenmesi modellerinin, segmentasyon için Light U-Net ve Attention U-Net modellerinin geliştirilmesi ve (4) performans metriklerinin hesaplanması, güvenilirlik ve dağılım dışı veri tespiti analizleri ile klinik etki analizinin gerçekleştirilmesi adımlarından oluşmaktadır

3.1. Çalışma Tasarımı ve Hasta Seçim Kriterleri

Çalışmanın görüntü ve verileri Sectra sistemi üzerinden elde edilmiştir. Hasta seçimi, Akdeniz Üniversitesi Tıp Fakültesi'nde faaliyet gösteren Dr. Öğr. Üyesi Evrim Sürer BUDAK tarafından hazırlanan kayıt listesi esas alınarak yürütülmüştür. Her hasta için ilgili kayıt numarası sistemde aratılmış, açılan kayıtta tüm tetkik ve görüntülerin toplandığı sekme üzerinden ultrason raporları incelenmiştir.

Hasta seçiminde üç temel ölçüt belirlenmiştir. Yeni meme kanseri tanısı almış olup evreleme amacıyla çekilen hastalar çalışmaya dahil edilmiştir. Birinci ölçüt çekim amacının doğrulanmasıdır; rapor metninde amaç "evreleme" olarak geçen hastalar uygun kabul edilmiş, "yeniden evreleme", "tedavi yanıt değerlendirmesi" ya da "tedavi" amaçlı çekimler kapsam dışında bırakılmıştır. İkinci ölçüt ultrason görüntüsünün kayıtta bulunmasıdır; görüntüsü olmayan hastalar elenmiştir. Üçüncü ölçüt tarih uyumudur; ultrason çekimi ile biyopsi tarihi arasındaki sürenin eş zamanlı ya da yakın olması beklenmiştir.

Evreleme amacı doğrulandıktan sonra ultrason görüntüsünün ve biyopsi raporunun tarihleri karşılaştırılmıştır. Hasta listesi, rapor içeriğinde "evreleme" anahtar sözcüğü aratılarak ve uygun kayıtlar işaretlenerek oluşturulmuştur. Otomatik tarama sonrası listede tespit edilen hatalar manuel olarak düzeltilmiştir.

Seçim ölçütlerini karşılayan hastalara ait veriler Excel ortamına aktarılmıştır. Ultrason raporu ile biyopsi raporu bilgileri birlikte değerlendirilerek her hastanın aksiller lenf nodu konumu, görüntüleme bulguları ve patoloji sonucu tek bir satırda kaydedilmiştir. Ölçütleri sağlamayan hastalar da kayıt altına alınmış; bu kayıtların yanına "geçersiz hasta" notu düşülerek geçerli kayıtlardan ayrılmıştır. Her bir hastanın kontrol işlemi ortalama 15-20 dakika sürmüştür. Bu süre; kayıt açma, raporları inceleme, çekim amacını doğrulama ve tarih uyumunu değerlendirme adımlarını kapsamaktadır.

3.2. İşaretleme Yazılımı (ALNMARK) ve Görüntü İşaretleme

Ultrason görüntülerinin piksel düzeyinde işaretlenmesi için ALNMARK yazılımı kullanılmıştır. Yazılım, aksiller lenf nodunun ultrason ve manyetik rezonans görüntülerinde anatomik alt bölgelerin ayrıştırılması amacıyla özelleştirilmiştir. Korteks ile hilus sınırlarının doğru biçimde çizilmesi, lenf nodu evrelemesinde ve derin öğrenme modellerinin eğitiminde temel bir gereklilik olarak ele alınmıştır.

Görüntülerin piksel düzeyinde işaretlenmesi, Meme Radyolojisi Bölümü'nden Doç. Dr. Ebru Özan SANHAL ve Öğr. Gör. İmren MUTLU tarafından ALNMARK yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. İşaretleme korteks ve hilus olmak üzere iki sınıf tanımı üzerinden yapılmış, her görüntüde bu iki anatomik bölgenin sınırları ayrı maskeler halinde çizilmiştir. Çalışma kapsamı dışında kalan görüntüler bu aşamada veri setinden elenmiştir. İşaretlenen her bölge klinik bakış açısıyla denetlenmiş ve bu denetim, maskelerin nihai biçimini belirleyen aşama olmuştur.

Yazılım ikili etiket mimarisi üzerine kuruludur. Ultrason görüntülerinde korteks ve hilus olmak üzere iki etiket tanımlanmıştır. Etiketler bağımsız görünürlük anahtarlarıyla yönetilmekte; kullanıcı istediği anatomik katmanı gizleyip açabilmektedir. Etiket tanımları, klinik gerekliliklere göre genişletilebilir biçimde yapılandırılmıştır.

Yazılımın teknik detayları, desteklenen dosya biçimleri, otomatik düzeltme modülü, kısayol tuşları, etiket renk kodları ve RLE tabanlı depolama şeması gibi ayrıntılı bilgiler Ek A'da (ALNMARK Yazılım Teknik Detayları) sunulmuştur.

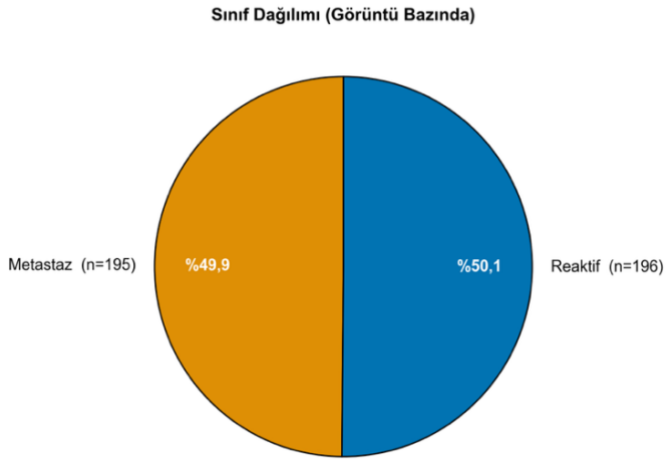
3.3. Veri Seti ve Dağılım

Çalışmada, 221 hastaya ait toplam 391 ultrason görüntüsü değerlendirmeye alınmıştır. Bu görüntülerin 195'i metastaz, 196'sı reaktif sınıfına aittir. Veri seti, aynı hastaya ait görüntülerin farklı kümelere dağılmasından doğabilecek hasta düzeyinde veri

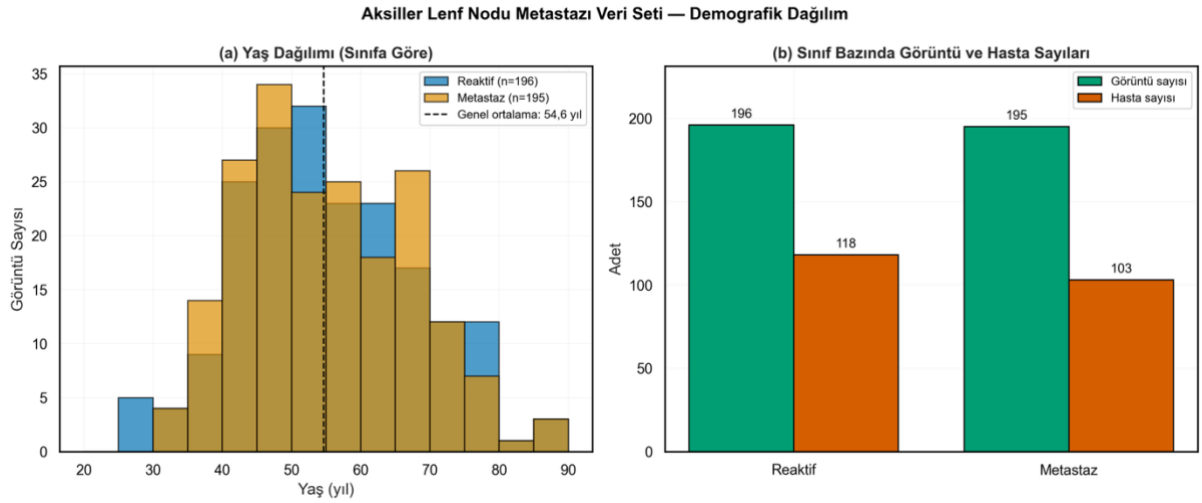
sızıntısını önlemek amacıyla katmanlı gruplandırma (Stratified Group K-Fold) ilkesiyle bölünmüştür.

Patoloji alanındaki anahtar kelimelere göre metastaz değeri 1, reaktif değeri 0 olarak kodlanmıştır. Temel görüntü dizininde 145 adet ultrason görüntüsü bulunmuş; renk kodlu maskeleri bu görüntülerle tam olarak eşleşmiştir. Renk kodlu maskelerde korteks için referans RGB değeri (209, 206, 0), hilus için (0, 165, 255) alınmış ve renk toleransı kullanılarak etiketler arka plan 0, korteks 1, hilus 2 biçiminde sayısallaştırılmıştır.

Eğitim kümesini güçlendirmek amacıyla, LaMa tabanlı görüntü tamamlama ile ultrason üzerinde bulunan doktor işaretlemeleri ve cihaz marka bilgileri temizlenmiştir (Suvorov vd., 2021). Bu yapay görüntülerin tamamı yalnızca eğitime eklenmiştir. Orijinal ve LaMa görüntüleri birlikte toplam kapsam 391 görüntü ve 221 benzersiz hastadır. Görüntü düzeyinde metastaz sınıfı 195, reaktif sınıfı 196 örnekle temsil edilmektedir. LaMa ile üretilen görüntülerin temizleme öncesi ve sonrası Şekil 3.6'da gösterilmiştir. Sınıfların görüntü ve hasta düzeyindeki dağılımı Şekil 3.2'de, yaşın sınıfa göre dağılımı ile sınıf bazlı görüntü ve hasta sayıları ise Şekil 3.3'te verilmiştir. Veri setinden örnek görüntüler Şekil 3.4'te, uzman tarafından işaretlenmiş işaret örnekleri ise Şekil 3.5'te gösterilmiştir.

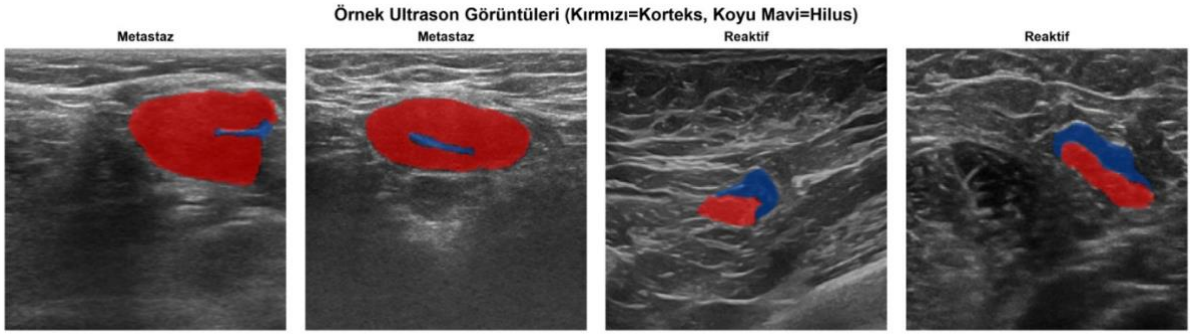


Şekil 3.2. Veri setindeki US görüntülerinin metastaz ve reaktif sınıflarına göre dağılımı ile görüntü ve hasta sayıları



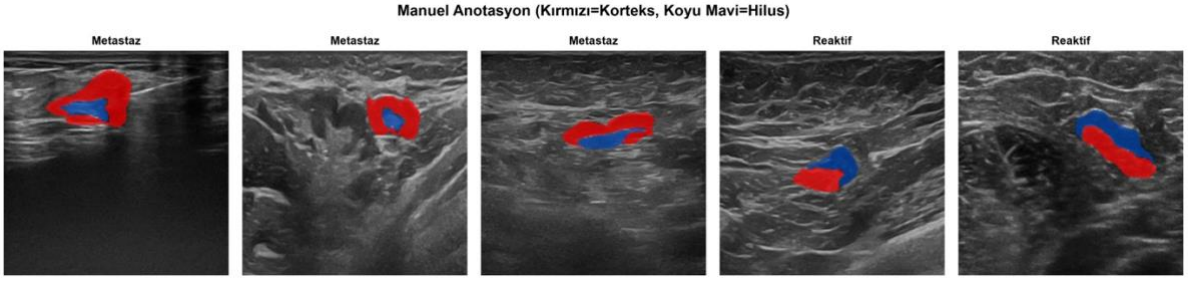
Şekil 3.3. Yaşın sınıfa göre dağılımı ve her sınıftaki görüntü ile hasta sayıları

Şekil 3.2 ve Şekil 3.3'te yaş değişkeninin sınıflara göre dağılımı incelendiğinde, metastaz ve reaktif gruplarının yaş aralıklarının büyük ölçüde örtüştüğü ve her iki sınıfın görüntü ile hasta sayıları bakımından dengeli biçimde temsil edildiği görülmektedir.



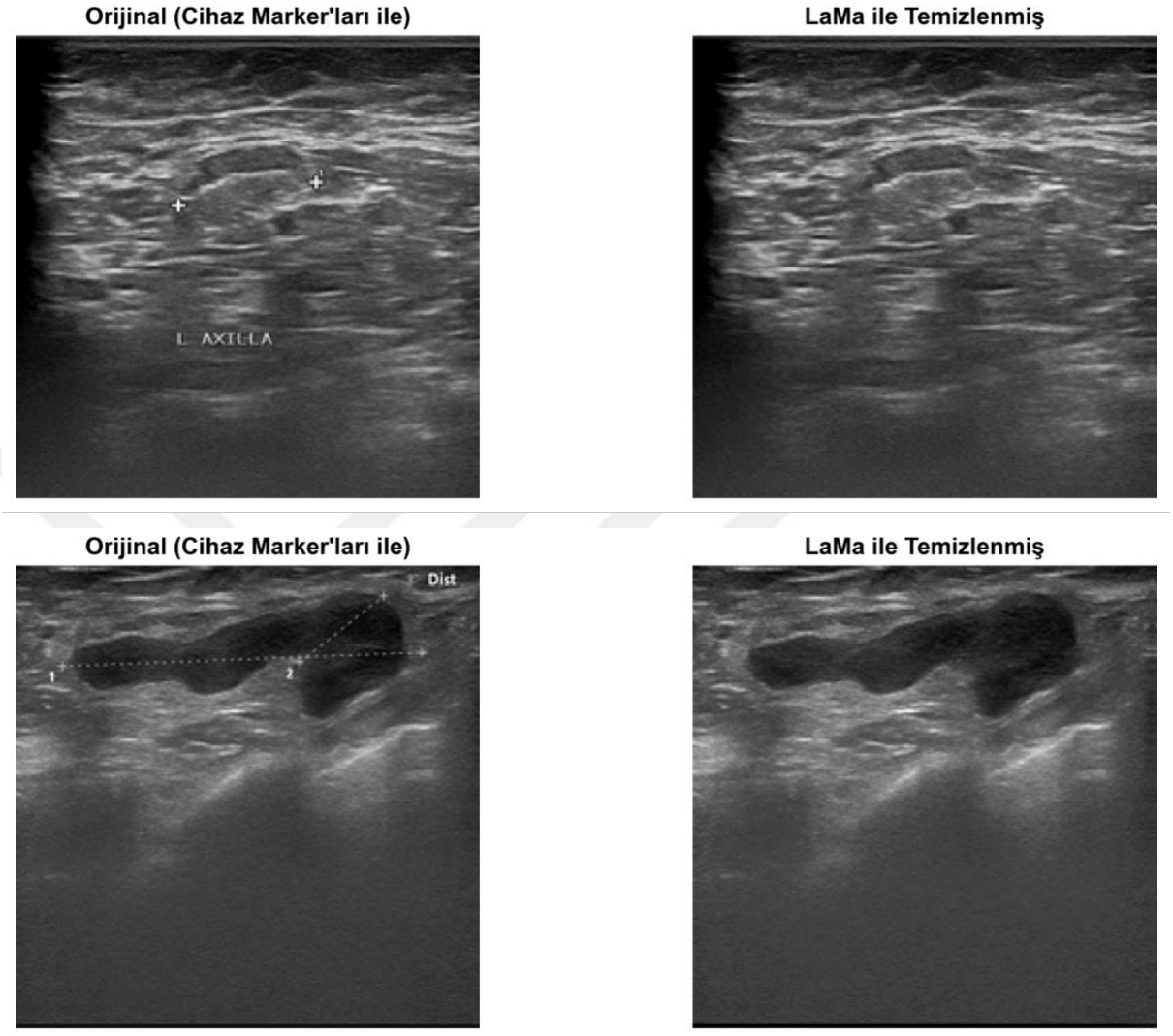
Şekil 3.4. Metastaz ve reaktif sınıflarına ait örnek US görüntüleri; korteks ve hilus bölgeleri renk kodlarıyla işaretlenmiştir

Şekil 3.4'te sunulan örneklerde, metastatik ve reaktif lenf nodlarının korteks kalınlığı ve hilus yapısındaki farklılıklar açısından görsel olarak ayrılabildiği; renk kodlu işaretlemelerin bu iki anatomik bölgeyi belirginleştirdiği görülmektedir.



Şekil 3.5. Korteks ve hilus sınırlarının uzman tarafından işaretlendiği beş örnek manuel işaretleme

Şekil 3.5'teki beş örnek, uzmanın çizdiği korteks ve hilus sınırlarının segmentasyon modeli için altın standart referans maskeyi nasıl oluşturduğunu göstermektedir.



Şekil 3.6. Cihaz işaretleri ve doktor işaretlemeleri içeren görüntülerde LaMa ile yapılan temizlemenin öncesi ve sonrası

Şekil 3.6'da, LaMa tabanlı görüntü tamamlamanın cihaz işaretlerini ve ölçüm çizgilerini görüntüden kaldırdığı; öncesi-sonrası karşılaştırmasıyla elde edilen bu temizlenmiş görüntülerin yalnızca eğitim kümesini genişletmek için kullanıldığı görülmektedir.

Değerlendirme, hasta izolasyonlu beş katlı çapraz doğrulama ve katlamadışı (out-of-fold, OOF) tahmin değerlendirmesi ile gerçekleştirilmiştir. Katlamalar, hasta kimliği üzerinden StratifiedGroupKFold ile oluşturulmuş; aynı hastaya ait tüm görüntüler aynı katlamada tutularak hasta düzeyinde veri sızıntısı önlenmiştir. Her katlamada held-out (tutulan) görüntüler yalnızca ilgili katlamanın eğitim dışında bırakılmış modeli tarafından tahmin edilmiş, böylece her orijinal görüntü tam olarak bir kez katlamadışı tahmini almıştır. Beş katlama tamamlandığında 145 orijinal görüntünün tamamı için eksiksiz bir katlamadışı olasılık seti elde edilmiştir. LaMa ile temizlenmiş görüntüler yalnızca ilgili katlamanın eğitim kümesine dahil edilmiş; held-out katlamadaki hastaya ait LaMa

görüntüleri de o katlamanın eğitim kümesinden çıkarılarak hasta düzeyinde sızıntı hem orijinal hem de temizlenmiş görüntüler düzeyinde engellenmiştir. Ayrı bir sabit test kümesi bulunmamaktadır; raporlanan tüm başarım değerleri iç hasta izolasyonlu havuzlanmış katlamadışı performansı temsil etmektedir. Veri kaynakları ve kullanım politikası Çizelge 3.1'de, katlamaların hasta ve görüntü dağılımı ise Çizelge 3.2'de verilmiştir.

Çizelge 3.1. Veri kaynakları ve kullanımı

Veri grubu	Görüntü	Hasta	Metastaz	Reaktif	Eğitimde kullanım	OOF değerlendirmede kullanım
Orijinal görüntüler	145	111	61	84	Evet, ilgili katlama dışında	Evet
LaMa görüntüleri	246	166	134	112	Evet, sadece uygun eğitim katlamasında	Hayır
Toplam kapsam	391	221	195	196	Eğitim havuzunda	Hayır

Çizelge 3.1'de, çalışmada kullanılan orijinal ve LaMa ile üretilmiş görüntü kaynakları ile bunların eğitim ve katlamadışı değerlendirmedeki kullanım biçimleri özetlenmektedir.

Çizelge 3.2. Hasta izolasyonlu beş katlı çapraz doğrulamada değerlendirme dağılımı

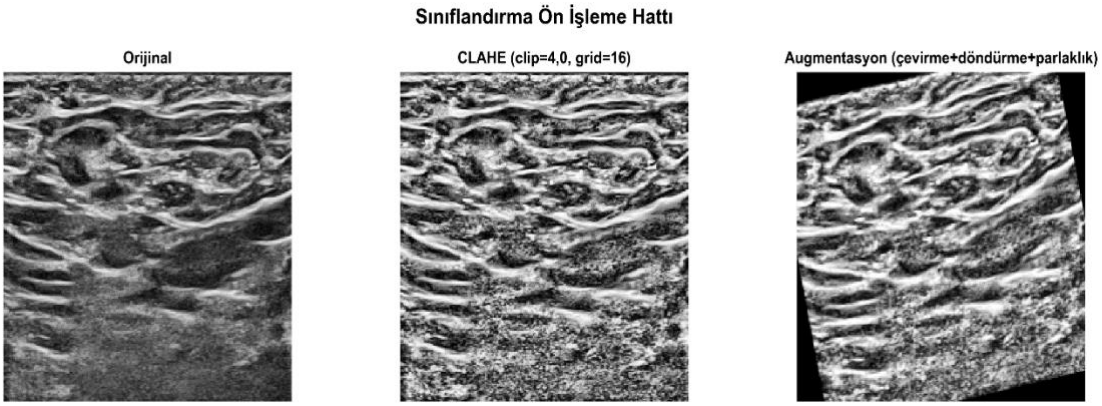
Katlama	Held-out görüntü	Held-out hasta	Metastaz	Reaktif	LaMa (held-out)
Katlama 0	33	22	10	23	0
Katlama 1	26	22	12	14	0
Katlama 2	27	22	10	17	0
Katlama 3	32	23	16	16	0
Katlama 4	27	22	13	14	0
Toplam	145	111	61	84	0

Çizelge 3.2'de, hasta izolasyonlu beş katlı çapraz doğrulamada görüntü ve hastaların katlamalara göre dağılımı verilmektedir.

3.4. Önişleme ve Veri Artırma

Tüm görüntüler gri tonlamaya çevrilmiş ve 224×224 piksel boyutuna yeniden ölçeklenmiştir. Kontrast iyileştirme için göreve özel CLAHE uygulanmıştır. Sınıflandırma yolunda clip limiti 4,0 ve ızgara boyutu 16; segmentasyon yolunda clip limiti 3,0 ve ızgara boyutu 8 kullanılmıştır. Bu CLAHE yapılandırması, önişleme taramasında temel istatistik ve doku özellikleri ile bir lojistik regresyon vekili üzerinden doğrulama başarımına göre belirlenmiştir. Sınıflandırma yolundaki CLAHE tabanlı önişleme adımları Şekil 3.7'de, segmentasyon yolundaki NLM süzgeci ve CLAHE adımları ise Şekil 3.8'de gösterilmiştir. (Shi vd., 2019) tarafından vasküler ultrason görüntülerinde ve (Avisdris vd., 2021) tarafından fetal beyin manyetik rezonans görüntülerinde yapıldığı gibi, kontrast iyileştirme amacıyla bu çalışmada da CLAHE

tercih edilmiştir. CLAHE, (Zuiderveld, 1994a) tarafından önerilen, lokal kontrast amplifikasyonunu sınırlandırarak gürültü doygunluğunu önleyen ve ultrason gibi bölgeden bölgeye kontrast değişimi gösteren görüntüler için özellikle uygun olan bir tekniktir.



Şekil 3.7. Sınıflandırma yolunda CLAHE tabanlı önişleme adımları

Şekil 3.7'de, sınıflandırma yolunda gri tonlama ve 224×224 ölçekleme sonrası uygulanan CLAHE adımlarının (clip limiti 4,0, ızgara 16) görüntüdeki lokal kontrastı nasıl artırdığı adım adım gösterilmektedir.



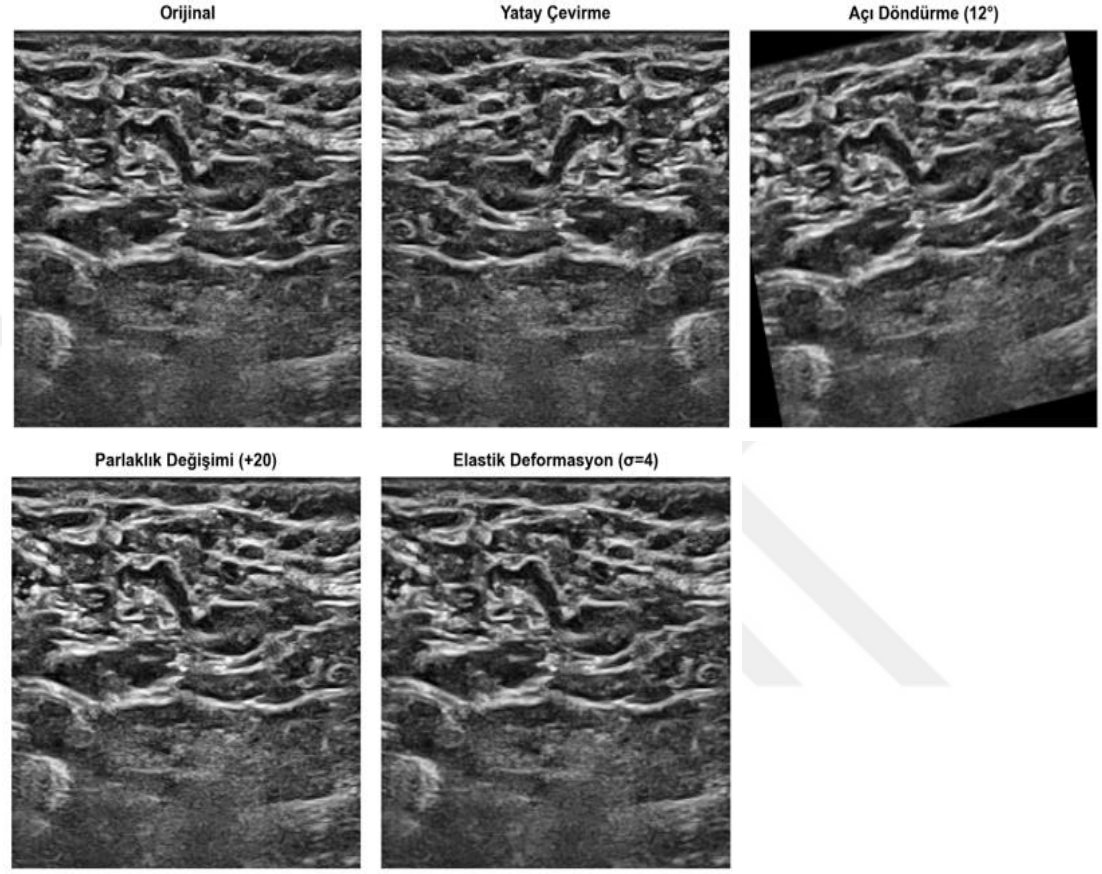
Şekil 3.8. Segmentasyon yolunda NLM süzgeci ve CLAHE ile yapılan önişleme adımları

Şekil 3.8'de, segmentasyon yolunda önce NLM süzgeciyle benek gürültüsünün azaltıldığı, ardından CLAHE (clip limiti 3,0, ızgara 8) ile kontrastın iyileştirildiği önişleme adımları sırasıyla gösterilmektedir.

Gürültü giderme için sınıflandırma yolunda doğrudan CLAHE tercih edilmiş, ek ön gürültü giderme uygulanmamıştır. Segmentasyon yolunda Non-Local Means (NLM) süzgeci (h=5, templateWindowSize=9, searchWindowSize=15) uygulanmıştır. Görüntüler float32 türüne çevrilip [0, 1] aralığına normalize edilmiştir. Derin öğrenme sınıflandırıcıları için ek olarak ImageNet ortalama ve standart sapma değerleri ile normalizasyon yapılmıştır.

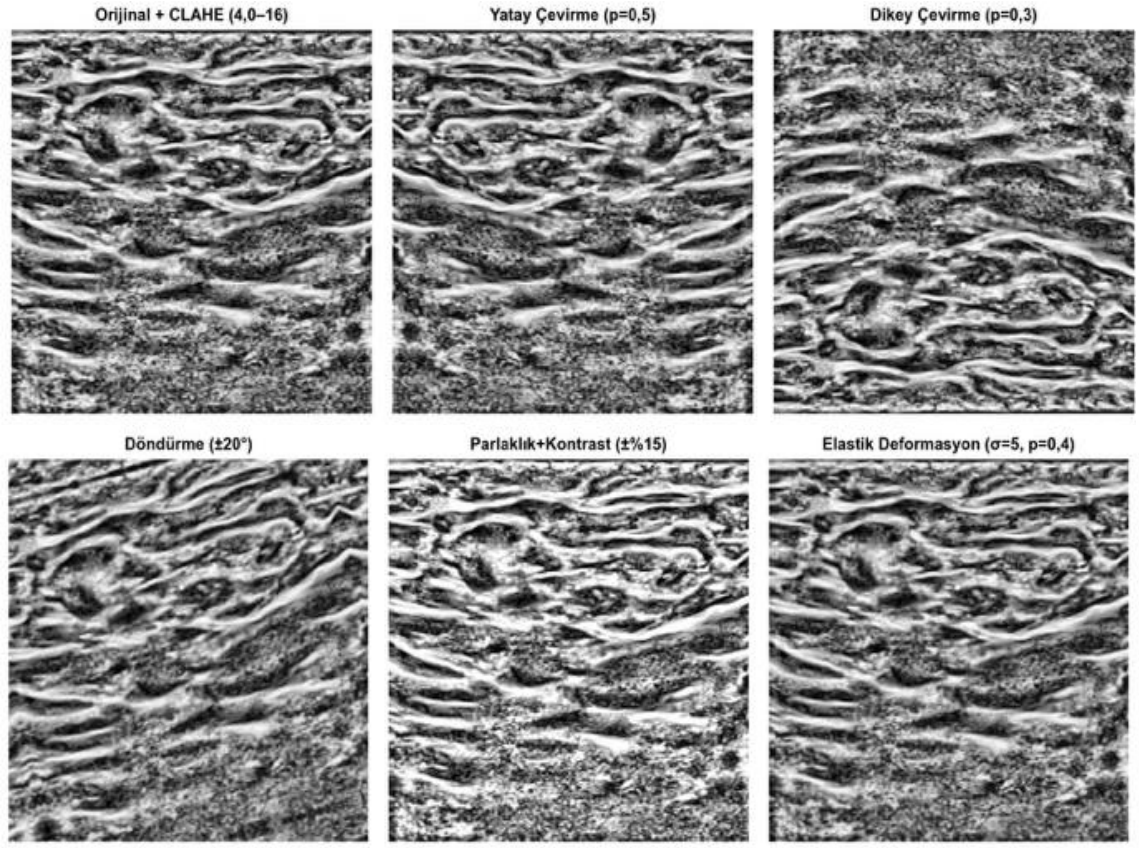
Veri artırma yalnızca eğitim kümesine uygulanmıştır. Held-out katlamadışı görüntülere hiçbir artırma uygulanmamıştır. Sınıflandırma ve segmentasyon görevleri için artırma parametreleri ayrı tanımlanmıştır; segmentasyon maskeleri için aynı

geometrik dönüşümler en yakın komşu enterpolasyonu ile uygulanmıştır. Artırma yöntemleri, orijinal görüntülere kıyasla yarattıkları istatistiksel dağılım kaymasına göre değerlendirilmiş ve belirli bir kayma eşiğini aşan parlaklık ile kontrast değişimleri sınırlandırılmıştır. Görev bazlı artırma parametreleri Çizelge 3.3'te verilmiştir. Segmentasyon eğitiminde görüntü ve maskeye birlikte uygulanan artırma örnekleri Şekil 3.9'da, sınıflandırma eğitiminde uygulanan artırma örnekleri ise Şekil 3.10'da görülmektedir.



Şekil 3.9. Segmentasyon eğitiminde görüntü ve maskeye birlikte uygulanan veri artırma örnekleri

Şekil 3.9'da, segmentasyon eğitiminde aynı geometrik dönüşümlerin görüntü ve maskeye birlikte (maske için en yakın komşu enterpolasyonuyla) uygulandığı veri artırma örnekleri görülmektedir.



Şekil 3.10. Sınıflandırma eğitiminde uygulanan veri artırma örnekleri

Şekil 3.10'da, sınıflandırma eğitiminde uygulanan ve dağılım kaymasını sınırlamak için parlaklık ile kontrast değişimleri kısıtlanan veri artırma örnekleri görülmektedir.

Çizelge 3.3. Sınıflandırma ve segmentasyon için veri artırma parametreleri

Parametre	Sınıflandırma	Segmentasyon
Hedef boyut	224×224	224×224
CLAHE (clip / ızgara)	4,0 / 16	3,0 / 8
Maksimum döndürme	±20°	±15°
Yatay çevirme olasılığı	0,5	0,5
Dikey çevirme olasılığı	0,3	0,3
Parlaklık aralığı	[0,85; 1,15]	[0,85; 1,15]
Kontrast aralığı	[0,85; 1,15]	[0,85; 1,15]
Elastik dönüşüm (p=0,4)	Yok	Yok
Gauss gürültüsü std (p=0,3)	0,01	0,01
Speckle gürültü olasılığı	0,25	0,0

Çizelge 3.3'te, sınıflandırma ve segmentasyon yolları için ayrı ayrı tanımlanan veri artırma parametreleri sunulmaktadır.

3.5. Lenf Nodu Segmentasyonu

İki mimari adayı değerlendirilmiştir: LightUNet (3.334.595 parametre) ve AttentionUNet (41.826.732 parametre). Her iki model de 1 giriş kanalı, 3 çıkış sınıfı (arka plan, korteks, hilus) ile yapılandırılmıştır. Hasta izolasyonlu beş katlı çapraz doğrulamada havuzlanmış katlamadışı ortalama ön plan Dice skoru temel seçim ölçütü olarak kullanılmış; AttentionUNet (ortalama ön plan Dice=0,710, hilus Dice=0,656) nihai model olarak seçilmiştir. Her katlama için ayrı bir kontrol noktası eğitilmiş ve değerlendirme yalnızca ilgili katlamanın held-out görüntüleri üzerinden yapılmıştır. Modelin girişi tek kanallı gri tonlama görüntü, çıkışı arka plan, korteks ve hilus için üç sınıftır. Kodlayıcı beş seviyelidir (64, 128, 256, 512, 1024 kanal); her seviyede çift evrişim, toplu normalizasyon ve ReLU bulunur. Darboğaz sonrasında atrous uzamsal piramit havuzlama (ASPP) modülü çok ölçekli bağlam bilgisi toplamaktadır. Kod çözücüde dört dikkat kapısı (att4, att3, att2, att1) bulunmakta; her düzeyde kodlayıcı kısayol bağlantısı dikkat kapısından geçirilerek kod çözücü özellik haritasıyla birleştirilmektedir. Modelin toplam parametre sayısı 41.826.732'dir. (G. Chen, Liu, vd., 2023; Winiarski vd., 2025) çalışmalarında yapıldığı gibi, lenf nodu ve lezyon segmentasyonunda dikkat tabanlı U-Net türevleri tercih edilmiş; ASPP modülünün çok ölçekli bağlam toplamadaki katkısı da bu çalışmalarda gösterilmiştir.

Mimarinin dikkat tabanlı U-Net olarak seçilmesi ve ASPP ile hilus kapısının eklenmesi, bölüm 3.13'te açıklanan segmentasyon mimari aramasının çıktısıdır. Bu aramada hafif bir U-Net (LightUNet) ile dikkat tabanlı U-Net (AttentionUNet) karşılaştırılmış; beş katlı çapraz doğrulamadaki ortalama ön plan Dice değerine göre dikkat tabanlı U-Net türevi seçilmiştir.

Eğitimde, sınıf ağırlıklı çapraz entropi ile ön plan Dice kaybının toplandığı bileşik bir kayıp fonksiyonu kullanılmıştır. Çapraz entropi bileşeninde sınıf ağırlıkları arka plan için 0,30, korteks için 1,00 ve hilus için 3,00 olarak belirlenmiş; bu ağırlıklandırma, küçük ve seyrek görülen hilus bölgesinin öğrenilmesini güçlendirmeyi amaçlamaktadır. Ön plan Dice kaybı yalnızca korteks ve hilus sınıfları üzerinden hesaplanmış, arka plan kayba dâhil edilmemiştir. Çapraz entropinin piksel düzeyindeki ayrımı ile Dice kaybının bölge örtüşmesini doğrudan eniyilemesi bir arada kullanılarak dengesiz sınıf dağılımının olumsuz etkisi azaltılmıştır.

Eğitim hiperparametreleri Çizelge 3.8'de verilmiştir. Optimizasyon için AdamW kullanılmış; öğrenme oranı çizelgesi 5 epoch ısınma ve ardından kosinüs sönümleme biçiminde ayarlanmıştır.

Çizelge 3.4. Segmentasyon eğitim hiperparametreleri

Hiperparametre	Değer
Maksimum epoch	300
Yığın boyutu	8 (son eksik yığın atılır)
Öğrenme oranı	3×10^{-4}
Optimizasyon	AdamW (ağırlık sönümü=1×10^{-4})
Zamanlayıcı	5 epoch ısınma + kosinüs sönümleme

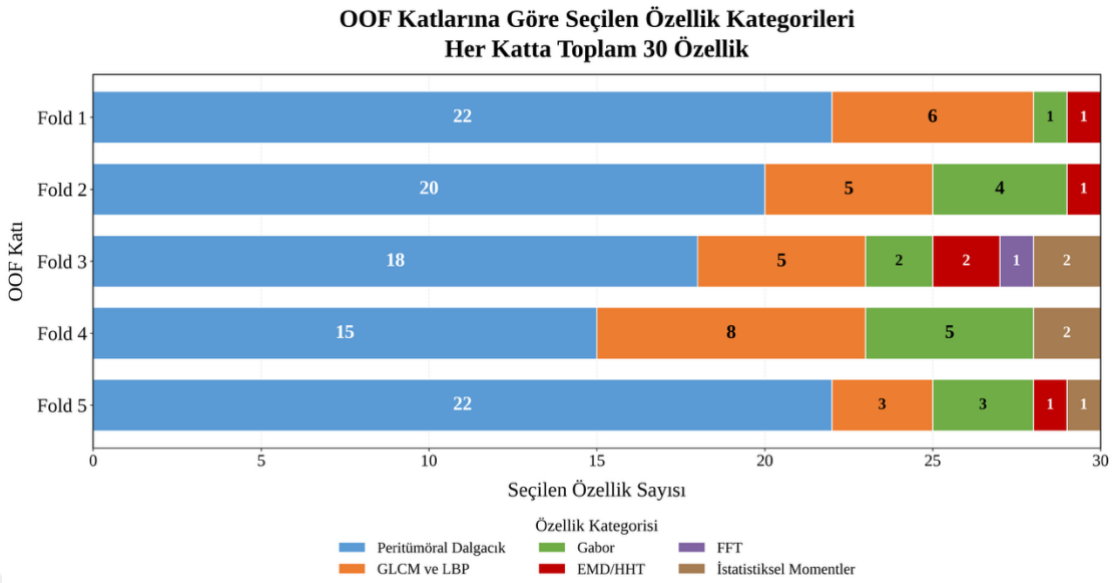
Erken durdurma sabrı	8 (doğrulama ortalama ön plan Dice)
Minimum delta	0,002
Minimum epoch	30
MetricEMA sönüm katsayısı	0,6

Model eğitimi, Çizelge 3.4'te listelenen hiperparametrelerle gerçekleştirilmiştir. Toplam 300 epoch boyunca AdamW iyileştirici kullanılmış, ağırlık sönümü 1×10^{-4} olarak ayarlanmıştır. Öğrenme oranı 3×10^{-4} değerinden başlamış, 5 epoch ısınma süresinin ardından kosinüs sönümleme ile azaltılmıştır. Yığın boyutu 8 seçilmiş ve son eksik yığın eğitime alınmamıştır. Aşırı öğrenmeyi önlemek için erken durdurma uygulanmış; doğrulama ortalama ön plan Dice değerindeki iyileşmenin 8 epoch boyunca 0,002'nin altında kalması durumunda eğitim sonlandırılmıştır. Bu kuralın devreye girebilmesi için en az 30 epoch tamamlanmış olması zorunlu tutulmuştur. Ayrıca, doğrulama ölçümlerindeki dalgalanmaları yumuşatmak amacıyla MetricEMA sönüm katsayısı 0,6 olarak belirlenmiştir.

3.6. Özellik Çıkarma ve Seçimi

El yapımı özellikler üç ayrı kümede çıkarılmıştır. Birinci küme tanı ile doğrulanmış özelliklerden oluşur ve 124 özellik içerir. Bu kümede istatistiksel momentler (9 özellik), Gabor özellikleri (67 özellik), FFT özellikleri (10 özellik), GLCM (Gri Düzey Eş Oluşum Matrisi) özellikleri (10 özellik) ve LBP (Yerel İkili Örüntüler) histogram özellikleri (28 özellik) yer almaktadır. (Haralick vd., 1973a) tarafından önerilen GLCM temelli doku betimleyicileri, piksel yoğunluk çiftlerinin uzamsal eş-oluşum olasılıklarını kodlayarak görüntünün doku düzenliliği ve kontrast bilgisini sayısal biçimde özetler. Gabor filtrelerinin frekans ve yönelim bilgisini bir arada yakalayarak doku karakterizasyonundaki etkinliği (Faust vd., 2018) tarafından yüksek çözünürlüklü ultrason görüntülerinde gösterilmiştir. Bu özelliklerin tanı ile doğrulanmış olarak adlandırılmasının nedeni bölüm 3.13'te açıklanan öznitelik ablasyonunda her grubun lezyon ayrımına bireysel katkısının sınanmış olmasıdır; moment, Gabor ve FFT grupları en yüksek bireysel başarımı veren çekirdek gruplar olarak belirlenmiştir.

İkinci küme peritümöral dalgacık ve Hilbert-Huang dönüşümü (HHT) özelliklerini kapsar. Peritümöral dalgacık çıkarımı sym5 ailesi ve 4 seviye ile üç uzamsal destek üzerinden yapılmaktadır: tüm lezyon, peritümöral bant ve ikisinin birleşimi. Bu küme 198 özellik üretir. Hilbert-Huang dönüşümü db2 ailesi ile 3 seviye ampirik mod ayrıştırma ve ardından Hilbert analizi kullanır; anlık frekans, zarf ve faz dağılımı üzerinden 23 özellik çıkarır. Üçüncü küme daha geniş bir doku ve sinyal özellik bankasını içerir ve 300 ham özellik üretir. Geniş özellik bankasının kategorileri ve özellik sayıları Çizelge 3.8'de verilmiştir. Sıfır varyanslı 4 özellik elendikten sonra geniş bankada 296 özellik kalmıştır.



Şekil 3.11. Geniş özellik bankasındaki 30 seçilen özelliğin 5 kategoriye dağılımı

Dört adet sıfır varyanslı özellik çıkarıldıktan sonra geniş bankada 296 özellik kalmıştır. Şekil 3.11, geniş özellik bankasındaki 30 seçilen özelliğin 5 farklı kategoriye dağılımını özetlemektedir. Özniteliklerin büyük bölümü doku ve sinyal betimleyicilerinden oluşmakta; dalgacık dönüşümü, Hilbert-Huang analizi, GLCM ve Gabor filtreleri kategorilerine dağılmıştır. Kategoriler arasındaki dengeli dağılım, lezyon karakterizasyonu için çok yönlü bir temsil hedeflendiğini göstermektedir.

Çizelge 3.5. Geniş özellik bankasının kategorileri ve özellik sayıları

Kategori	**Parametreler**	**Özellik sayısı**
İstatistiksel momentler	extract_moments()	9
Gabor	4 frekans × 8 yön	67
FFT (temel)	extract_fft_basic()	10
GLCM	mesafeler [1,3,5]; 4 açı	10
LBP	24 nokta; yarıçap 3	28
Haralick	extract_haralick_features()	13
Laws	5×5 çekirdek	25
Speckle	Gauss sigma sonrası rezidü	8
DWT	db4; seviye 4	80
FFT (radyal)	8 radyal bant	28
Sinyal (radyal)	36 açı	14
Sinyal (satır/sütun)	satır ve sütun ortalamaları	14
Segmentasyon tabanlı	maske alanı; şekil öznitelikleri	10
Toplam ham		**345**

Çizelge 3.5'te geniş özellik bankasını oluşturan öznitelik kategorileri, kullanılan parametreler ve her kategoriden elde edilen özellik sayıları toplu olarak verilmektedir; bankada toplam 345 ham özellik yer almaktadır.

Asıl özellik seçim süreci tanı doğrulamalı (124), peritümöral dalgacık (198) ve Hilbert-Huang (23) özelliklerinin birleştirilmesiyle oluşturulan 345 özellikli havuz üzerinde yürütülmüştür. Klasik makine öğrenmesi kolunda ölçekleme, korelasyon süzme ve karşılıklı bilgi tabanlı özellik seçimi her dış katlamanın yalnızca eğitim kısmında yeniden gerçekleştirilmiştir; böylece held-out katlamanın dağılımı veya etiketleri özellik seçim sürecine dahil edilmemiştir. Seçim ardışık adımlarla yapılmıştır. İlk adım 0,92 eşikli korelasyon süzgecidir. İkinci adım karşılıklı bilgi tabanlı seçimdir; hedef değişkenle karşılıklı bilgisi en yüksek 30 özellik seçilir. Tanı ile doğrulanmış moment, Gabor ve FFT özelliklerine seçim sırasında yüzde yirmi öncelik artışı uygulanmaktadır. Tüm kohort üzerinden hesaplanan karşılıklı bilgi sıralaması ve bootstrap kararlılık analizi, özelliklerin betimleyici yorumlanması amacıyla kullanılmıştır; bu global sıralama, katlamadışı model performansını üreten katlama özelinde yapılan seçim sürecinin yerine geçmemektedir. Seçilen 30 özelliğin kategorik dağılımı Çizelge 3.8'de verilmiştir. (G. Chen, Li, vd., 2023; Q. Zhou vd., 2024) çalışmalarında yapıldığı gibi, radyomik öznitelik havuzunun korelasyon süzgeci ve karşılıklı bilgi tabanlı seçimle daraltılması bu çalışmada da uygulanmıştır.

Çizelge 3.6. Seçilen 30 özelliğin kategorik dağılımı

Kategori	Özellik sayısı
Moments (tanı doğrulamalı)	1
Gabor (tanı doğrulamalı)	3
FFT (tanı doğrulamalı)	1
GLCM	3
LBP	2
Peritümöral dalgacık	19
HHT	1
Toplam	30

Çizelge 3.6'da karşılıklı bilgi ölçütüyle seçilen 30 özelliğin kategorilere göre dağılımı sunulmaktadır.

3.7. Sınıflandırma Modelleri

Metastaz ve reaktif ayrımı için iki sınıflandırma kolu kurulmuştur. Birinci kol görüntü düzeyinde çalışan transfer öğrenme tabanlı derin öğrenme modellerinden oluşmaktadır. İkinci kol ise seçilen el yapımı özellikler üzerinde çalışan klasik makine öğrenmesi modellerinden oluşmaktadır.

3.7.1. Transfer Öğrenme (Derin Öğrenme) Modelleri

Değerlendirmede dört mimari kullanılmıştır: ResNet18, EfficientNet-B0, MobileNetV2 ve ConvNeXt-Tiny (He vd., 2015; Z. Liu vd., 2022a; Sandler vd., 2019; Tan & Le, 2020). Mimariler, klasik artık bağlantılı evrişimli ağlardan (ResNet18) verimli evrişimli ağlara (EfficientNet-B0, MobileNetV2) ve modern evrişimli tasarıma (ConvNeXt-Tiny) kadar farklı aileleri kapsayacak biçimde seçilmiş; böylece tek bir mimari ailesine bağımlı kalmadan en uygun omurganın belirlenmesi amaçlanmıştır. Mimariler ve modele özgü hiperparametreler Çizelge 3.8'de listelenmiştir. Tüm mimariler ImageNet ön eğitimli ağırlıklarla başlatılmıştır. Eğitim iki aşamalıdır. İlk aşamada omurga ilk 5 epoch boyunca dondurulur ve yalnızca sınıflandırma başlığı eğitilir. İkinci aşamada omurga çözülür ve omurga öğrenme oranı başlık öğrenme oranının 0,1 katı, ConvNeXt-Tiny için 0,05 katı olacak biçimde ince ayar yapılır; bu kademeli çözme, küçük tıbbi veri kümesinde ön eğitimli temsillerin erken bozulmasını önlemeyi amaçlamaktadır. (X. Li vd., 2023; Zheng vd., 2020) çalışmalarında yapıldığı gibi, ImageNet ön eğitimli evrişimli omurgaların ince ayar ile aksiller lenf nodu metastazı sınıflandırmasına aktarılması bu çalışmada da benimsenmiştir.

Tüm modeller ImageNet ön eğitimli ağırlıklarla başlatılmıştır; bu sayede sınırlı sayıdaki ultrason görüntüsüyle sıfırdan eğitime kıyasla daha kararlı ve genellenebilir öznitelik temsilleri elde edilmesi hedeflenmiştir. Her modelin özgün son sınıflandırma katmanı, ImageNet'in 1000 sınıflı çıkışını çalışmadaki ikili (metastaz/reaktif) ayrıma indirgeyecek biçimde yeniden boyutlandırılmış ve değiştirilmiştir. Sınıflandırma başlığına eklenen dropout, küçük veri kümesinde aşırı uyumu sınırlamak ve modelin belirli özniteliklere aşırı bağımlı hale gelmesini önlemek amacıyla bir düzenlileştirme adımı olarak kullanılmıştır. Kayıp fonksiyonu CrossEntropyLoss olup etiket yumuşatma katsayısı 0,1 olarak ayarlanmıştır; sınıf ağırlıkları eğitim kümesinin sınıf dağılımından $N/(2 \cdot n_k)$ formülüyle hesaplanmıştır. Tüm modellerde ağırlık sönümü 5×10^{-3} olan AdamW optimizasyonu, 10 epoch ısınma ve ardından kosinüs sönümleme stratejisi kullanılmıştır. Gradyan kırpma (max_norm=1,0), erken durdurma (patience 8 ila 15, min_delta 0,003, min_epochs 15 ila 20; modele göre değişir) ve tahmin çökmesi tespiti (std<0,005 veya sep<0,02) uygulanmıştır. Model başına özgün freeze epoch, backbone öğrenme oranı oranı, öğrenme oranı, ağırlık sönümü ve dropout sayısı Çizelge 3.8'de verilmiştir.

Çizelge 3.7. Transfer öğrenme modellerine özgü eğitim hiperparametreleri

Model	Freeze epoch	Backbone LR oranı	LR	Ağırlık sönümü	Dropout oranı
resnet18	5	0,1	10^{-4}	$5x10^{-3}$	0,5
efficientnet_b0	5	0,1	$8x10^{-5}$	$5x10^{-3}$	0,5
mobilenet_v2	5	0,1	10^{-4}	$5x10^{-3}$	0,5
convnext_tiny	5	0,05	$5x10^{-5}$	$5x10^{-3}$	0,5

Çizelge 3.7'de görüldüğü gibi tüm modellerde omurga ilk 5 epoch boyunca dondurulmuş, ardından ince ayara geçilmiştir. Omurga öğrenme oranı oranı ResNet18, EfficientNet-B0 ve MobileNetV2 için 0,1, ConvNeXt-Tiny için 0,05 olarak ayarlanmıştır. Tüm mimarilerde AdamW iyileştirici, 5×10^{-3}

ağırlık sönümü ve kosinüs sönümlemeli öğrenme oranı çizelgesi ortaktır. Başlangıç öğrenme oranı 5×10^{-5} (ConvNeXt-Tiny) ile 1×10^{-4} (ResNet18, MobileNetV2) arasında değişmekte; tüm modellerde 0,5 oranında dropout düzenlileştirmesi uygulanmaktadır

3.7.2. Klasik Makine Öğrenmesi Modelleri

Klasik kol seçilen 30 özellik üzerinde beş model değerlendirmektedir: XGBoost, LightGBM, Rastgele Orman, lojistik regresyon ve yumuşak oylama topluluğu (Breiman, 2001a; T. Chen & Guestrin, 2016; Dietterich, 2000; Ke vd., 2017a; Nelder & Wedderburn, 1972). Yumuşak oylama topluluğu XGBoost, LightGBM ve rastgele ormanın eşit ağırlıklı olasılık ortalamasından oluşmaktadır. Model değerlendirmesi hasta düzeyinde tabakalı StratifiedGroupKFold ile beş katlı çapraz doğrulama kullanılarak yapılmıştır. Modellerin hiperparametreleri Çizelge 3.8'de verilmiştir. çalışmasında olduğu gibi, gradyan artırma tabanlı modeller ve SHAP (Shapley Additive Explanations) açıklanabilirliği bu çalışmada da klasik kolun temelini oluşturmuştur.

Çizelge 3.8. Klasik makine öğrenmesi modelleri ve hiperparametreleri

Model	Hiperparametreler
XGBoost	tahmin edici sayısı=200; maksimum derinlik=3; öğrenme oranı=0,03; alt örnekleme oranı=0,75; ağaç başına özellik örnekleme oranı=0,75; L1 düzenlileştirme katsayısı=2,0; L2 düzenlileştirme katsayısı=10,0; pozitif sınıf ağırlığı=eğitim sınıf oranına göre
LightGBM	tahmin edici sayısı=200; maksimum derinlik=3; öğrenme oranı=0,03; L1 düzenlileştirme katsayısı=2,0; L2 düzenlileştirme katsayısı=10,0; yaprak düğümdeki minimum örnek sayısı=20; pozitif sınıf ağırlığı=eğitim sınıf oranına göre
Rastgele Orman	tahmin edici sayısı=300; maksimum derinlik=4; yaprak düğümdeki minimum örnek sayısı=5; sınıf ağırlıkları=balanced
Lojistik Regresyon	düzenlileştirme tersi=0,1; düzenlileştirme türü=l2; çözücü algoritması=liblinear; sınıf ağırlıkları=balanced; maksimum iterasyon=3000
Voting Ensemble	Soft voting (XGBoost + LightGBM + Rastgele Orman, eşit ağırlık)

Çizelge 3.8'de, klasik makine öğrenmesi modellerinin ayrıntılı hiperparametrelerini topluca sunmaktadır. XGBoost ve LightGBM için sığ ağaç yapıları (maksimum derinlik 3) ve 0,03 öğrenme oranı tercih edilmiş; aşırı uyumu sınırlamak amacıyla L1 ve L2 düzenlileştirme katsayıları görece yüksek tutulmuştur. Rastgele Orman 300 ağaç ve 4 derinlik ile sığ bir yapıda yapılandırılmıştır. L2 düzenlileştirmeli lojistik regresyon, sınıf dengesizliğini balanced ağırlıklandırma ile ele almış ve düzenlileştirme tersi 0,1 değerinde sabitlenmiştir. Yumuşak oylama topluluğu ise XGBoost, LightGBM ve Rastgele Orman'ın eşit ağırlıklı olasılık ortalamasını alarak tek bir karar üretmektedir

3.8. Füzyon Stratejileri

Görüntü ve özellik bilgisini birlikte kullanmak için üç füzyon stratejisi tasarlanmıştır. Birinci stratejide ham pikseller düzleştirilir ve PCA (Temel Bileşen Analizi) ile boyut indirgenir; XGBoost eğitilmiştir. İkinci stratejide en iyi derin öğrenme modeli (EfficientNet-B0) ile en iyi klasik modelin (XGBoost) katlamadışı olasılık tahminleri eşit ağırlıkla ortalanmıştır. Üçüncü stratejide çapraz uydurmalı istifleme uygulanmış; meta öğrenici olarak lojistik regresyon, EfficientNet-B0 ve XGBoost katlamadışı olasılıklarını girdi olarak almıştır. (X. Li vd., 2023), aksiller lenf nodu metastazı tahmininde geleneksel radyomik ve derin öğrenme radyomik özelliklerinin birleştirilmesinin her iki ayrı yönteme kıyasla üstün performans verdiğini göstermiş; bu bulgu füzyon stratejisinin metodolojik gerekçesini desteklemektedir. Tüm füzyon çıktıları için hasta düzeyinde ortalama, maksimum ve medyan toplama yöntemleri uygulanmıştır.

3.9. Kalibrasyon ve Eşik Belirleme

Olasılık tahminlerinin güvenilirliğini değerlendirmek için kalibrasyon adımı uygulanmıştır. Derin öğrenme modelleri için sıcaklık ölçekleme, klasik makine öğrenmesi modelleri için önceden uydurulmuş (prefit) izotonik ya da Platt ölçekleme yöntemi kullanılmıştır. Prefit yaklaşımı bölüm 3.13'te açıklanan kalibrasyon tanılamasında küçük doğrulama kümesinde iç çapraz doğrulamalı kalibrasyonun aşırı uyuma yol açması nedeniyle tercih edilmiştir. Kalibrasyon başarımı beklenen kalibrasyon hatası (ECE) ile izlenmiştir.

AUC eşik bağımsız ana performans ölçütü olarak kullanılmıştır. Youden J ve maliyet duyarlı seçimle elde edilen eşik değerleri ile ilişkili F1, duyarlılık, seçicilik ve net fayda sonuçları havuzlanmış katlamadışı tahminlerinden türetilmiştir. Net fayda hesabında kullanılan bağıntı (3.1)'de verilmiştir.

$$NB = TP/n - (FP/n) \times (t / (1 - t)) \times c \qquad (3.1)$$

Bu bağıntıda TP doğru pozitif sayısını, FP yanlış pozitif sayısını, n toplam örnek sayısını, t karar eşiğini ve c maliyet oranını göstermektedir.

3.10. Açıklanabilirlik Analizleri

Model kararlarının yorumlanabilmesi için iki açıklanabilirlik yöntemi uygulanmıştır. Klasik kolun öne çıkan XGBoost modeli üzerinde SHAP analizi yapılmıştır. SHAP değerleri ağaç tabanlı açıklayıcı (TreeExplainer) ile hesaplanmış; özet grafiği, çubuk grafiği, bağımlılık grafiği ve şelale grafiği üretilmiştir. Bu grafikler hangi özelliklerin tahmine ne yönde katkı sağladığını göstermektedir. (Lundberg & Lee, 2017) tarafından kooperatif oyun teorisindeki Shapley değerlerine dayalı olarak önerilen SHAP çerçevesi, herhangi bir kara kutu modelin tahminlerini özellik katkısı düzeyinde yorumlamanın model-agnostik birleşik bir yöntemi olarak geniş kabul görmüştür. Derin öğrenme kolunda Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping) yöntemi kullanılmıştır. (Selvaraju vd., 2020) tarafından geliştirilen Grad-CAM, son evrişim katmanındaki aktivasyon haritalarının gradyanlarla ağırlıklandırılmasıyla sınıf ayrımlı görsel açıklamalar üretmektedir. Modellerin son evrişim katmanı üzerinden ısı haritaları üretilmiş; modelin odaklandığı bölgeler görselleştirilmiştir. Segmentasyon modelinin dikkat kapılarına ait dikkat haritaları da doğrulama örnekleri üzerinde çizilmiştir.

3.11. Belirsizlik ve Dağılım Dışı Tespiti

Tahmin belirsizliği Monte Carlo Dropout ile kestirilmiştir. (Gal & Ghahramani, 2016b) tarafından derin sinir ağlarında Bayesian çıkarımın pratik bir yaklaşımı olarak teorik temelleri atılan bu yöntemde, dropout katmanları çıkarım aşamasında etkin tutularak her görüntü için 50 stokastik ileri geçiş yapılmış; tahminlerin ortalama standart sapması belirsizlik ölçütü olarak kullanılmıştır. Standart sapması 0,20 ve üzeri olan örnekler belirsiz örnek olarak işaretlenmiştir. Dağılım dışı örneklerin yakalanması için iki yöntem uygulanmıştır. Birinci yöntem PCA-Mahalanobis tabanlıdır; özellikler beş bileşene indirgenir, ardından Mahalanobis uzaklığı hesaplanmaktadır. Benzer bir şekilde (Schmidt & Overhoff, 2025) çalışmasında da PCA-Mahalanobis tabanlı yöntem ile dağılım dışı örnekler yakalanmıştır. Eşik eğitim uzaklıklarının yüzde 95'lik dilimi olarak belirlenmiştir. İkinci yöntem Isolation Forest olup kontaminasyon oranı 0,1 ile çalıştırılmaktadır. Yüksek boyutlu uzayda Mahalanobis'in tekil kovaryans matrisi ürettiği gözlendiğinden PCA-Mahalanobis yapılandırması tercih edilmiştir. (Karimi vd., 2019) çalışmasında prostat ultrasonu segmentasyonunda ve (Z. Zhang vd., 2021) çalışmasında otomatik meme ultrasonunda yapıldığı gibi, tahmin belirsizliğinin Monte Carlo Dropout ile kestirilmesi bu çalışmada da benimsenmiştir.

3.12. İstatistiksel Değerlendirme

Başarım kestirimlerinin güven aralıkları bootstrap yöntemiyle elde edilmiştir. Bin yineleme kullanılarak yüzde 95 güven aralıkları hesaplanmıştır. Modeller arası AUC karşılaştırması için kümelenmiş DeLong testi uygulanmıştır; bu test aynı hastaya ait birden çok görüntünün bağımlılığını dikkate almak amacıyla Obuchowski-McClish kestiricisi kullanır (Obuchowski & McCLISH, 1997). Çoklu karşılaştırma için Benjamini-Hochberg yanlış keşif oranı düzeltmesi uygulanmıştır.

Klinik faydanın değerlendirilmesi için karar eğrisi analizi yapılmıştır. Net fayda 0,10 ile 0,50 arasındaki klinik eşik aralığı üzerinde hesaplanmış; 0,20 ile 0,40 arasındaki karar penceresi vurgulanmıştır. Örneklem büyüklüğünün yeterliliği Obuchowski güç analizi ile incelenmiştir. Hedef AUC 0,75, anlamlılık düzeyi 0,05 ve güç 0,80 için gereken örneklem 77 pozitif ve 77 negatif vaka olarak hesaplanmıştır.

Çalışmanın tüm eğitim ve değerlendirme süreçleri Google Colab ortamında yürütülmüştür. Deneysel altyapı olarak 80 GB belleğe sahip NVIDIA A100-SXM4-80GB grafik işlem birimi (GPU) kullanılmıştır. Yazılım tarafında PyTorch kullanılmış; sayısal işlemler ve veri hazırlama için numpy, pandas, scikit-learn ve opencv kütüphanelerinden yararlanılmıştır.

3.13. Yöntem Seçimi ve Ablasyon Çalışmaları

Önceki alt bölümlerde verilen nihai yapılandırmalar tek bir denemede sezgisel olarak seçilmemiştir. Hattın her aşaması, ana not defterinden bağımsız yürütülen tanılama not defterlerinde karşılaştırmalı biçimde sınanmıştır. Amaç; veri hatalarını ortaya çıkarmak, aday yöntemleri aynı bölme ve ölçüt altında karşılaştırmak ve kazanan yöntemi gerekçeli biçimde belirlemektir.

Veri bütünlüğü ve işaretin tanılaması: İşaretlenmiş dosyalarda RLE ve koordinat biçimleri incelenmiş; boyut alanının genişlik-yükseklik sırasıyla kaydedildiği, kod çözümün ise yükseklik-genişlik sırasıyla yapılması gerektiği belirlenmiştir. Koordinat

biçimindeki bölgelerin yoğun piksel kümeleri olduğu gösterilmiş; ikili maskeye dönüştürme ile işlenmesi gerektiği saptanmıştır. image_size alanının yönü, etiket normalizasyonu ve marker klasörü eşlemesi bu aşamada doğrulanmıştır.

Önişleme optimizasyonu: On gürültü giderme yöntemi PSNR, keskinlik ve işlem süresi açısından karşılaştırılmıştır. CLAHE yapılandırmaları taranmış; clip=4,0 ve ızgara=16 seçimi lojistik regresyon vekili üzerinde 0,7222 AUC ile en yüksek doğrulama başarımını vermiştir. Dalgacık ailesi ve seviye taraması sonucunda db2 ve 4 seviye öne çıkmıştır. Veri artırma yöntemleri yarattıkları dağılım kaymasına göre değerlendirilmiştir.

Segmentasyon mimari ve kayıp araması: Hafif U-Net (LightUNet) ile dikkat tabanlı U-Net (AttentionUNet) doğrulama Dice değerine göre karşılaştırılmıştır. Çapraz entropi, Dice, Tversky varyantları, sınır kaybı ve bunların bileşimleri sınanmıştır. AdamW optimizatörü en kararlı sonucu vermiştir. Post-işleme adımları ve test zamanı artırımı stratejileri de değerlendirilmiştir.

Segmentasyon iyileştirme tanılaması: Yalnızca kod çözücü katmanlarının yeniden eğitildiği iyileştirme, hasta-izoleli üç katlı çapraz doğrulama ile değerlendirilmiştir. Dört nicel kabul ölçütü tanımlanmıştır: en az 0,05 mutlak Dice iyileşmesi, en az 0,60 katlar arası ortalama Dice, en fazla 0,02 boş-GT yanlış pozitif artışı ve en fazla 0,08 katlar arası standart sapma.

Öznitelik seçim yöntemi tanılaması: Her öznitelik grubunun bireysel katkısı ölçülmüştür. Öznitelik seçim yöntemleri karşılıklı bilgi, rastgele orman önemi, ElasticNet, LASSO, MRMR, RFE ve Boruta olmak üzere kıyaslanmıştır. Frekans tabanlı yöntemler için hiyerarşik tarama yapılmış; kararlı sinyal özelliklerinin tercih edilmesine yönelik gerekçe belirlenmiştir.

Sınıflandırıcı ve kalibrasyon eniyilemesi: Derin öğrenme omurgaları, eğitim stratejileri ve klasik modeller ayrı not defterlerinde karşılaştırılmıştır. Derin öğrenme ve klasik modeller için hiperparametre eniyilemesi uygulanmış; topluluk yöntemleri değerlendirilmiştir. Kalibrasyon ekseninde Platt, isotonik ve sıcaklık ölçekleme beklenen kalibrasyon hatası üzerinden karşılaştırılmıştır.

Çökme, sızıntı ve geçerlilik tanılaması: Derin öğrenme modellerindeki tahmin çökmesinin normalizasyon hatasından kaynaklandığı belirlenmiş ve düzeltilmiştir. Dağılım dışı tespitinde yüksek boyutlu Mahalanobis matrisinin tekil olduğu gösterilmiş; PCA ile boyut indirgeme çözümü benimsenmiştir. Hasta sızıntısı taranmış; çakışmalar giderilerek hasta izolasyonlu beş katlı katlamadışı yapı oluşturulmuştur.

Yöntem değiştirme ölçütleri: Her bileşen için asgari başarım iyileşmesi kriteri tanımlanmıştır. Bir yöntemin ana hatta alınabilmesi için AUC iyileşmesi sağlaması gerektiği kural olarak belirlenmiştir.

4. BULGULAR

Bu bölümde nihai işlem hattının hasta izolasyonlu beş katlı havuzlanmış katlamadışı performansı sunulmaktadır. Yöntem seçim kararlarını destekleyen ablasyon deneyleri Bölüm 3.13'te verilmiştir.

4.1. Önişleme ve Veri Artırma Sonuçları

Nihai işlem hattında sınıflandırma görevi için CLAHE(4,16) yapılandırması, segmentasyon görevi için NLM(5,9,15) süzgeci ile CLAHE(3,8) ön işlemesi kullanılmıştır.

Sınıflandırma ön işlemesini belirlemek amacıyla lojistik regresyon vekili üzerinden dokuz farklı yapılandırma değerlendirilmiştir. Tanılama deneylerinde CLAHE(4,16) yapılandırması 0,7222 ± 0,0694 doğrulama AUC değeriyle en yüksek performansı göstermiştir. CLAHE(2,8) için 0,6768 ± 0,1078, NLM için 0,6684 ± 0,0776 değerleri elde edilmiştir (Çizelge 4.1a). CLAHE(4,16), baz alınan yönteme göre %16,1 oranında AUC iyileşmesi sağlamıştır.

Çizelge 4.1a. Tanılama deneylerinde CLAHE yapılandırmalarının karşılaştırması

Konfigürasyon	Doğrulama AUC	Not
CLAHE(4,16)	0,7222 ± 0,0694	En yüksek olduğundan sınıflandırma için seçildi
CLAHE(2,8)	0,6768 ± 0,1078	Referans yapılandırma
NLM	0,6684 ± 0,0776	Gürültü bastırma odaklı

Çizelge 4.1a'da, lojistik regresyon vekili üzerinden değerlendirilen dokuz farklı CLAHE yapılandırmasının doğrulama başarımları karşılaştırılmaktadır.

Gürültü giderme yöntemlerini karşılaştıran bir tanılama çalışmasında 50 görüntü üzerinde PSNR ve keskinlik ölçütleri hesaplanmıştır. Bilateral filtre 3,818 PSNR değeriyle en yüksek gürültü bastırma performansını göstermiştir; orijinal görüntü ise 453,0 ile en yüksek keskinlik değerini korumuştur. Ölçüm sonuçları Çizelge 4.1b'de verilmiştir.

Çizelge 4.1b. Tanılama deneylerinde gürültü giderme yöntemlerinin PSNR ve keskinlik karşılaştırması

Yöntem	PSNR (ort.)	Keskinlik (ort.)	Not
bilateral	3,818	51,5	En yüksek PSNR olduğu için seçildi
nlm+wavelet	3,765	346,5	
nlm	3,761	380,3	
aniso	3,760	38,9	
gaussian (sigma=2)	3,801	9,9	
wavelet sym4	3,692	304,3	
gaussian (sigma=1)	3,687	62,4	
median	3,682	288,8	
wavelet db4	3,670	446,8	
none (orijinal)	3,667	453,0	En yüksek keskinlik

Çizelge 4.1b'de, 50 görüntü üzerinde hesaplanan PSNR ve keskinlik ölçütlerine göre gürültü giderme yöntemleri karşılaştırılmaktadır.

Ultrason görüntülerine özgü artırma yöntemlerinin dağılım kayması etkileri ayrıca ölçülmüştür (Çizelge 4.1c). Nihai işlem hattında kayma değeri 0,05 eşiğinin üzerinde kalan speckle (k=5) ve zayıflama (orta) yöntemleri işlem hattı dışında bırakılmıştır.

Çizelge 4.1c. Tanılama deneylerinde ultrason artırma yöntemlerinin ortalama dağılım kayması değerleri

Yöntem	Ortalama kayma	Yorum
brightness (çarpan 1,2)	0,1276	Nihai işlem hattına dahil edilmemiştir
speckle (k=5)	0,2064	Nihai işlem hattına dahil edilmemiştir
attenuation (orta)	0,2536	Nihai işlem hattına dahil edilmemiştir
perspective (2 derece)	0,0165	Güvenli sınır içerisinde

Çizelge 4.1c'de, ultrasona özgü artırma yöntemlerinin yol açtığı ortalama dağılım kayması değerleri verilmektedir.

Nihai eğitim işlem hattında kullanılan artırma parametreleri Çizelge 4.1d'de özetlenmiştir. Sınıflandırma işlem hattında elastik dönüşüm ve speckle gürültüsü etkinleştirilmiştir; segmentasyon işlem hattında bu iki bileşen devre dışı bırakılmış ve döndürme açısı 15° ile sınırlandırılmıştır.

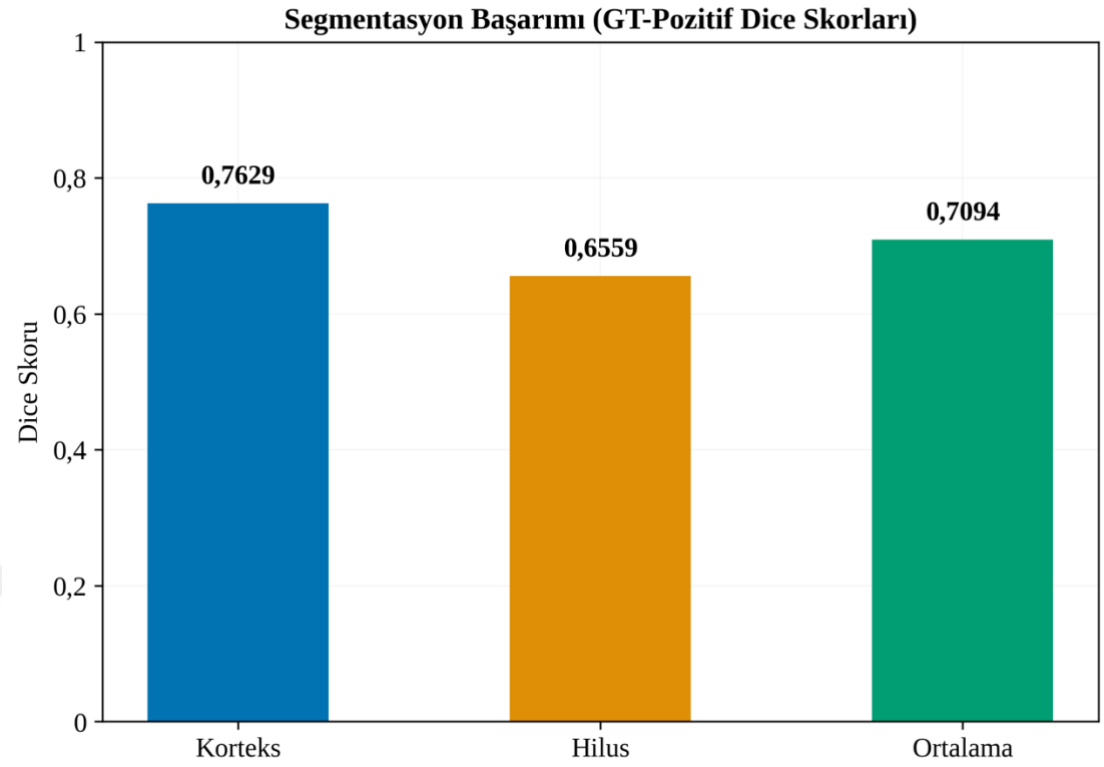
Çizelge 4.1d. Nihai eğitim işlem hattında kullanılan veri artırma parametreleri

Parametre	Sınıflandırma	Segmentasyon
Maks. döndürme açısı	20°	15°
Yatay çevirme olasılığı	0,5	0,5
Dikey çevirme olasılığı	0,3	0,3
Parlaklık jitter aralığı	[0,85 – 1,15]	[0,85 – 1,15]
Kontrast jitter aralığı	[0,85 – 1,15]	[0,85 – 1,15]
Elastik dönüşüm (p=0,4)	Evet	Hayır
Gauss gürültüsü std (p=0,3)	0,01	0,01
Speckle gürültü olasılığı	0,25	0,0

Çizelge 4.1d'de, nihai eğitim işlem hattında sınıflandırma ve segmentasyon için kullanılan veri artırma parametreleri listelenmektedir.

4.2. Segmentasyon Sonuçları

Hafif U-Net (LightUNet) ile dikkat tabanlı U-Net (AttentionUNet) mimarileri hasta izolasyonlu beş katlı çapraz doğrulama ile karşılaştırılmıştır. Havuzlanmış katlamadışı tahminlere göre AttentionUNet 0,7094 ortalama ön plan Dice değeriyle LightUNet'in 0,7059 değerinin üzerinde sonuç vermiş ve nihai mimari olarak seçilmiştir (Çizelge 4.2a). LightUNet korteks Dice değerinde 0,7652 ile çok küçük farkla daha yüksek sonuç verirken, AttentionUNet hilus Dice değerinde 0,6559 ile belirgin biçimde üstünlük sağlamıştır. Mimarilerin Dice değeri ile parametre sayısı açısından karşılaştırması Şekil 4.1'de görülmektedir



Şekil 4.1. Segmentasyon mimarilerinin Dice değeri ve parametre sayısı açısından karşılaştırması

Şekil 4.1'de, hasta izolasyonlu beş katlı çapraz doğrulamada kıyaslanan segmentasyon mimarilerinin havuzlanmış katlamadışı ortalama ön plan Dice ve parametre sayısı ilişkisini göstermektedir. AttentionUNet en yüksek ortalama Dice değerini (0,7094) sağlamış; LightUNet (0,7059) daha düşük parametre sayısıyla onu izlemiştir. Nihai seçimde ortalama ön plan Dice değerine ek olarak hilus sınıfındaki göreli üstünlük ve hilus boş-GT yanlış pozitif oranındaki düşüklük nedeniyle AttentionUNet tercih edilmiştir

Çizelge 4.2a. Tanılama deneylerinde segmentasyon mimarilerinin karşılaştırması

Mimari	Parametre sayısı	Ortalama FG Dice	Korteks Dice	Hilus Dice
AttentionUNet	41.826.732	0,7094 ± 0,0171	0,7629	0,6559
LightUNet	3.334.595	0,7059 ± 0,0274	0,7652	0,6467

Çizelge 4.2a'da, karşılaştırılan segmentasyon mimarilerinin havuzlanmış katlamadışı ortalama ön plan Dice değerleri ve parametre sayıları verilmektedir.

Kayıp fonksiyonu karşılaştırmasında dice ce ağırlıklı kaybı 0,7334 ortalama Dice ile en yüksek değeri vermiştir. Tversky (alfa=0,5; beta=0,5) yapılandırması hilus Dice değerini 0,0835'e düşürmüştür (Çizelge 4.2b). AdamW optimizatörü üç optimizatör arasında 0,6572 doğrulama Dice ile en yüksek sonucu vermiştir.

Çizelge 4.2b. Tanılama deneylerinde kayıp fonksiyonu karşılaştırması (LightUNet)

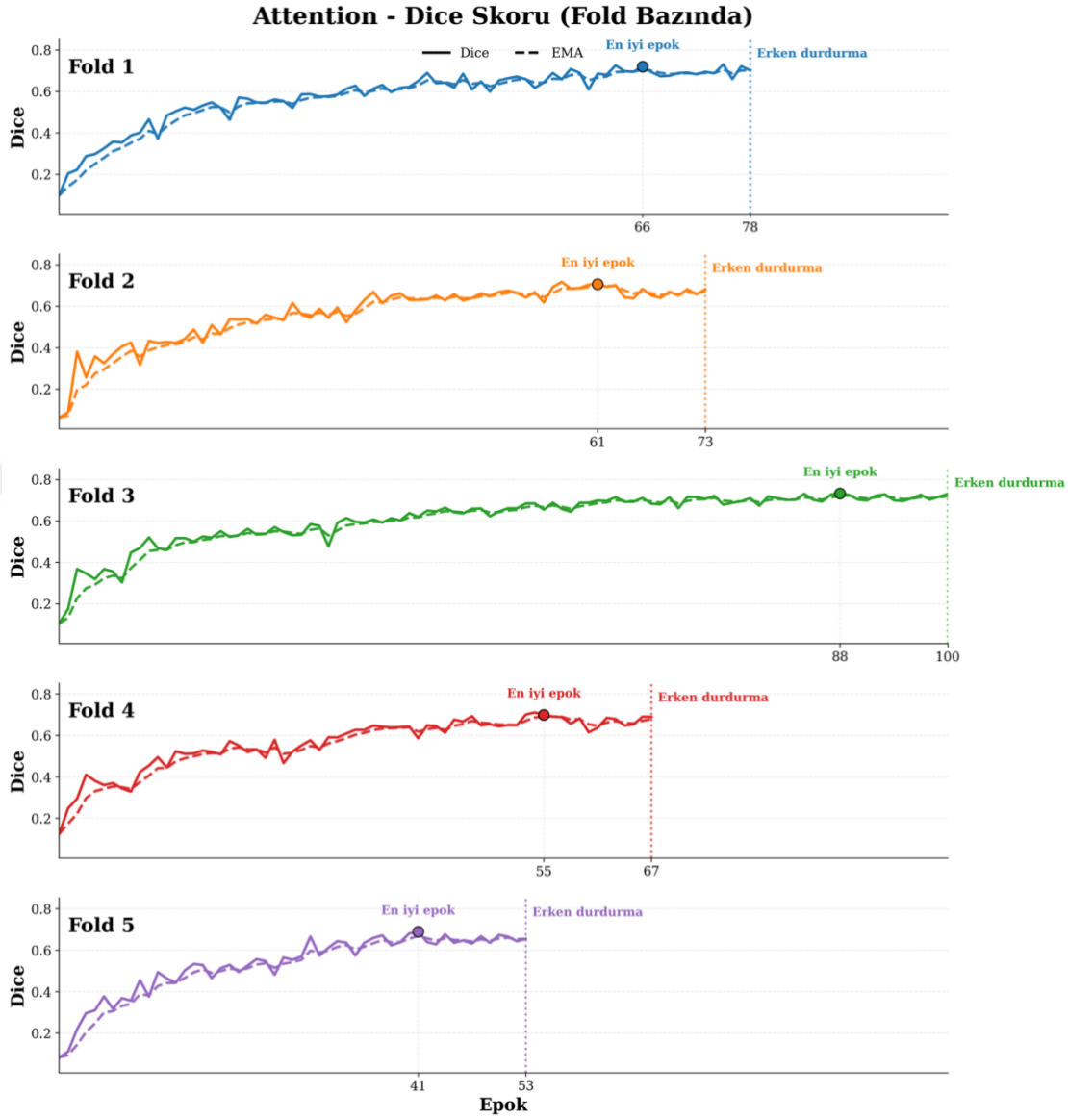
Kayıp fonksiyonu	Korteks Dice	Hilus Dice	Ortalama Dice
dice ce ağırlıklı	0,7691	0,6956	0,7334
dice focal birleşik	0,7718	0,6900	0,7307
Tversky (alfa=0,3; beta=0,7)	0,7764	0,5667	0,6715
Tversky (alfa=0,5; beta=0,5)	0,8033	0,0835	0,4433
focal gamma=2	0,7147	0,5509	0,6220

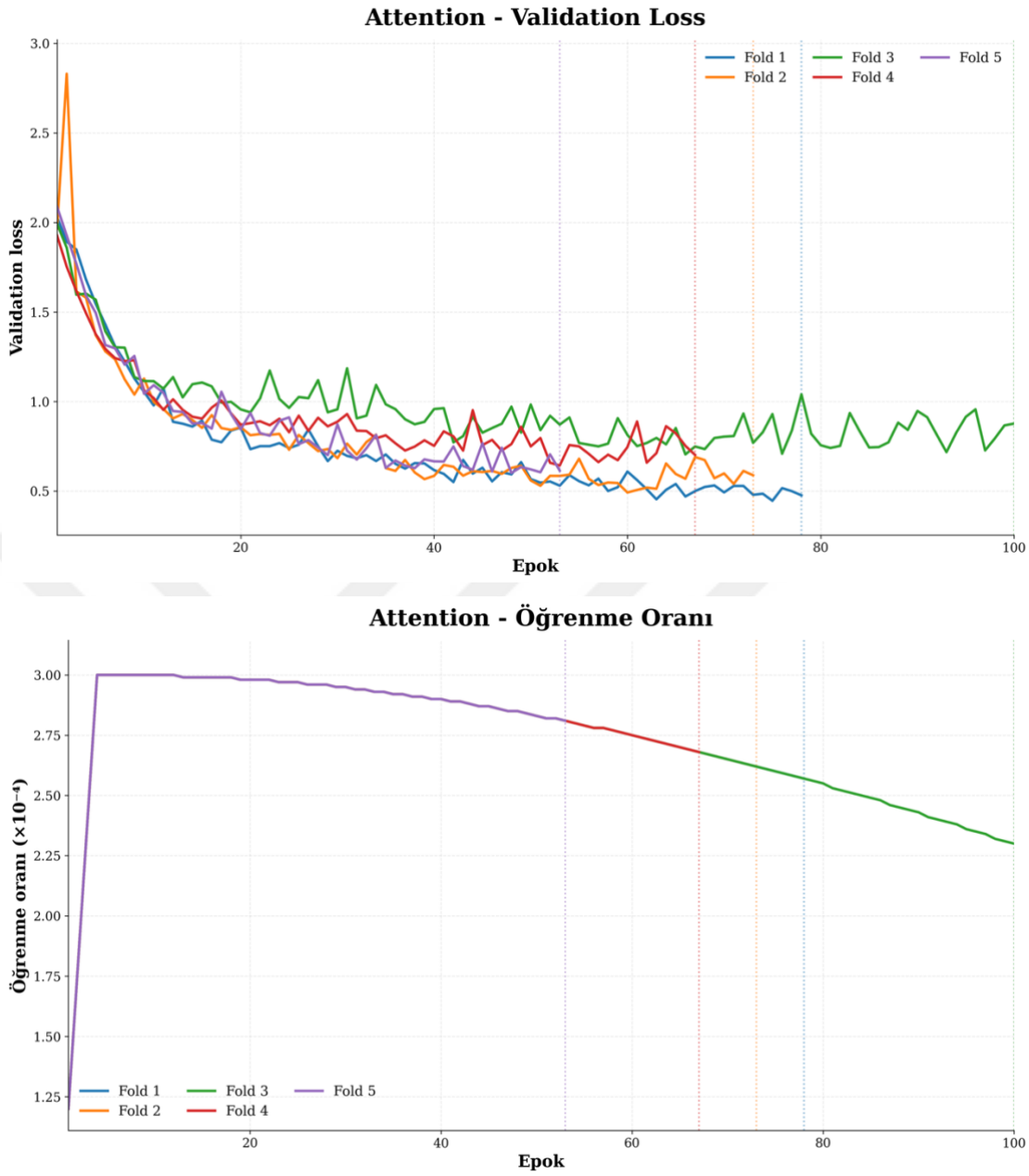
Çizelge 4.2b'de, LightUNet için farklı kayıp fonksiyonlarının katlamadışı Dice başarımları karşılaştırılmakta; dice-CE ağırlıklı kaybın en yüksek ortalama Dice'yi (0,7334) verdiği görülmektedir.

Farklı yapılandırma kombinasyonlarının incelendiği ek tanılama çalışmalarında, AttentionUNet ile bileşik kayıp ve kopyala-yapıştır artırma kombinasyonu test Dice değerini 0,5553'e yükseltmiştir. Pseudo-etiketleme ile korteks Dice değeri 0,6349'a ulaşmıştır. Koordinat dikkat mekanizması içeren bir mimaride hilus Dice değeri 0,4346 olarak elde edilmiştir. Ayrı bir ön işleme ve post-işleme optimizasyon çalışmasında bilateral ile CLAHE(3,8) ön işlemesi, dört dönüşümlü TTA ve üç adımlı post-işleme ardışığı kombinasyonu doğrulama setinde ortalama Dice 0,6474, korteks Dice 0,7298, hilus Dice 0,5650 ve ortalama HD95 24,07 değerlerini vermiştir.

Nihai işlem hattında AttentionUNet mimarisi kullanılmıştır. Model toplam 41.826.732 parametreye sahip olup kayıp fonksiyonu sınıf ağırlıklı çapraz entropi (arka plan 0,30; korteks 1,00; hilus 3,00) ile ön plan Dice kaybının toplamından oluşmaktadır. Mimari seçiminde hasta izolasyonlu beş katlı havuzlanmış katlamadışı ortalama ön plan Dice ölçütü kullanılmış; AttentionUNet bu ölçütte 0,7094 ortalama ön plan Dice ve 0,6559 hilus Dice değeriyle seçilmiştir. Her katlama için ayrı kontrol noktası kaydedilmiş; kanonik katlamadışı segmentasyon maskeleri her görüntü için yalnızca o

görüntünün ait olduğu held-out katlamanın kontrol noktasından elde edilmiştir. Modelin eğitim sürecindeki kayıp ve Dice eğrileri Şekil 4.2'de verilmiştir.



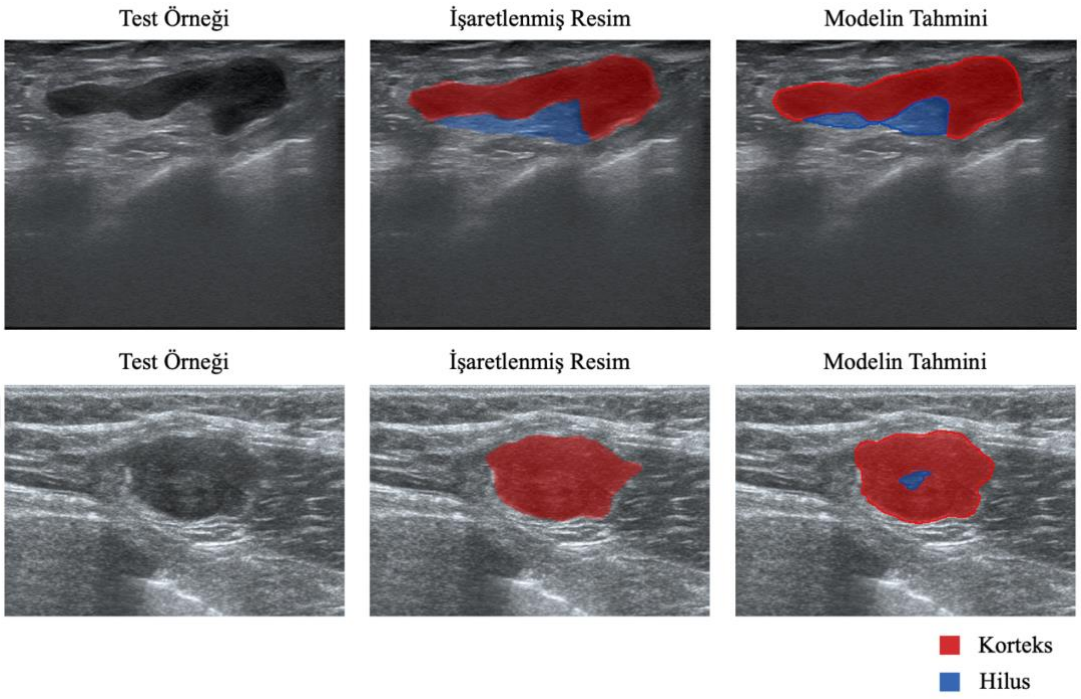


Şekil 4.2. Segmentasyon modelinin eğitim sürecindeki kayıp ve Dice eğrileri

Şekil 4.2'de AttentionUNet modelinin eğitim sürecindeki kayıp ve Dice eğrileri gösterilmektedir. Kayıp değeri hızla düşerken Dice skoru eğitim ilerledikçe artış göstermiş, erken durdurma ile en iyi doğrulama ortalama ön plan Dice değeri 0,7206'da yakalanmıştır.

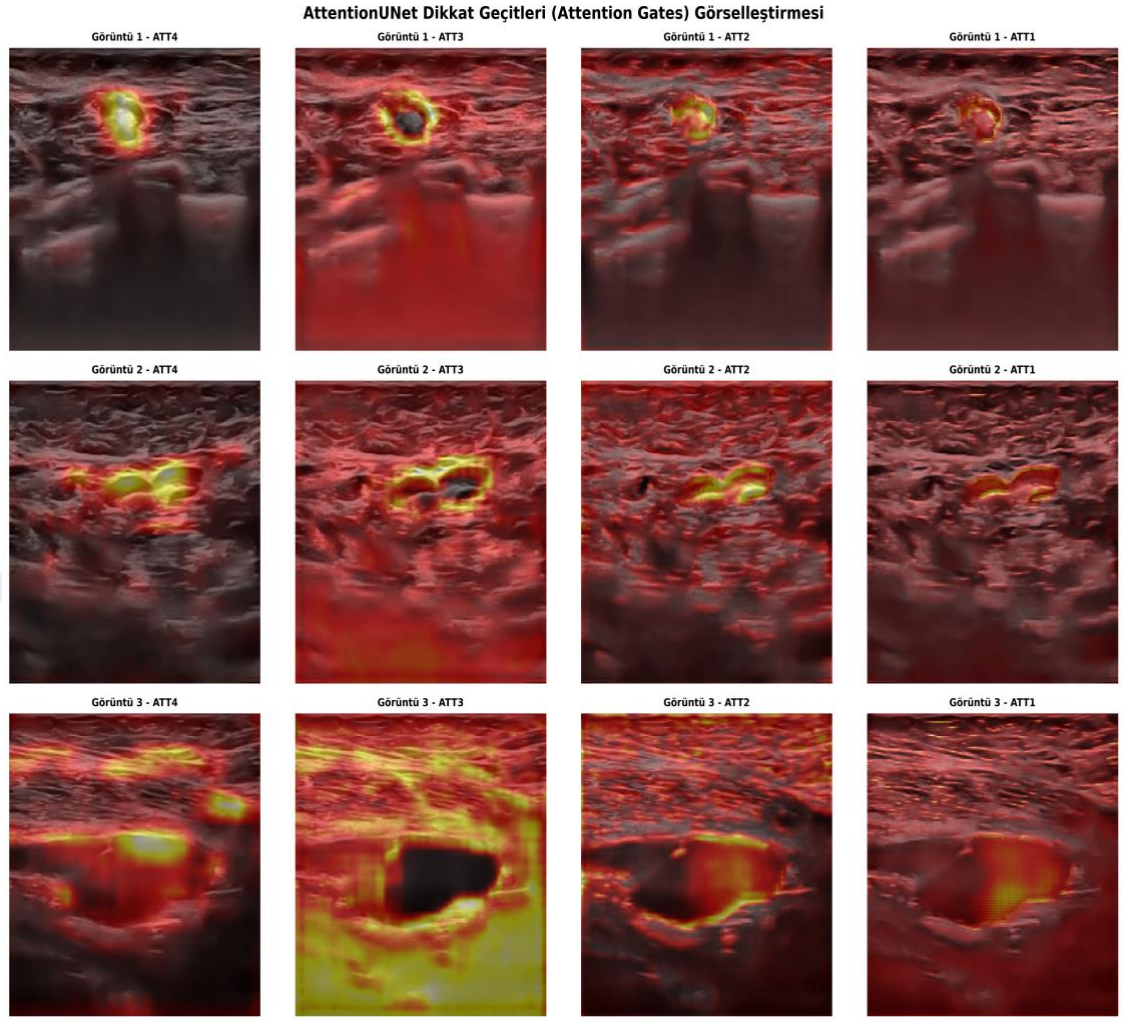
145 orijinal görüntünün tamamı üzerinde havuzlanmış katlamadışı tahminlere göre korteks Dice değeri 0,7629, hilus Dice değeri 0,6559, ortalama ön plan Dice ise 0,7094 olarak ölçülmüştür. Segmentasyon maskelerine hiçbir son işleme uygulanmamış; tüm metrikler ham argmax çıktıları üzerinden hesaplanmıştır. Hilus sınıfında boş-GT yanlış pozitif oranı 0,667 olarak ölçülmüştür. Dağıtım aşamasında beş katlama kontrol noktasının softmax çıktıları ortalanarak katlama topluluk maskesi üretilebilecek şekilde kontrol noktaları korunmuştur; geliştirme kohortunda katlama topluluk çıktılarından

türetilen metrikler kanonik katlamadışı performans olarak raporlanmamıştır. Modelin katlamadışı held-out örneklerindeki tahminleri, referans maske ve hata haritası Şekil 4.3'te; dikkat tabanlı U-Net modelinin aynı görüntülerdeki dikkat haritaları ise Şekil 4.4'te sunulmuştur.



Şekil 4.3. Segmentasyon modelinin katlamadışı held-out örneklerindeki tahminleri

Şekil 4.3'te, segmentasyon modelinin katlamadışı held-out görüntülerdeki tahminleri referans maske ve hata haritasıyla birlikte verilmekte; korteksin (Dice 0,7629) hilusa (Dice 0,6559) kıyasla daha başarılı bölütlendiği gözlenmektedir.



Şekil 4.4. Dikkat tabanlı U-Net modelinin katlamadışı held-out görüntülerindeki dikkat haritaları

Şekil 4.4'te AttentionUNet modelinin test görüntülerindeki dikkat haritaları gösterilmektedir. Dikkat ağırlıklarının korteks-hilus sınır bölgelerinde yoğunlaştığı görülmekte; bu dağılım modelin anatomik yapıların geçiş bölgelerine odaklandığını ortaya koymaktadır

4.3. Özellik Çıkarma ve Seçim Sonuçları

Nihai işlem hattında özellik bankası üç ana grup altında oluşturulmuştur. Birinci grubu oluşturan tanı ile doğrulanmış özellikler toplam 124 ham özellik içermektedir (Çizelge 4.3a).

Çizelge 4.3a. Nihai işlem hattında tanı ile doğrulanmış özellik kategorileri

Kategori	Özellik sayısı
İstatistiksel momentler	9
Gabor (4 frekans, 8 yön)	67

Kategori	Özellik sayısı
FFT	10
GLCM	10
LBP	28
Toplam	124

Çizelge 4.3a'da, nihai işlem hattında tanı ile doğrulanmış 124 ham özelliği oluşturan öznitelik kategorileri sunulmaktadır.

Her özellik grubunun lojistik regresyon vekiliyle ayrı ayrı değerlendirildiği bir tanılama çalışmasında, segmentasyon tabanlı özellikler 0,9091 doğrulama AUC değeriyle en yüksek bireysel katkıyı göstermiştir. DWT özellikleri ise 0,4805 değeri ile diğer grupların belirgin biçimde altında kalmıştır. Ölçüm sonuçları Çizelge 4.3b'de verilmiştir.

Çizelge 4.3b. Tanılama deneylerinde özellik gruplarının bireysel doğrulama AUC katkıları

Özellik grubu	Özellik sayısı	Doğrulama AUC
Segmentasyon tabanlı	10	0,9091
Sinyal satır/sütun	14	0,8442
Haralick doku	13	0,8182
Sinyal radyal profil	14	0,7662
Gabor / FFT	67 / 10	0,7222
Laws doku	25	0,6753
DWT	80	0,4805

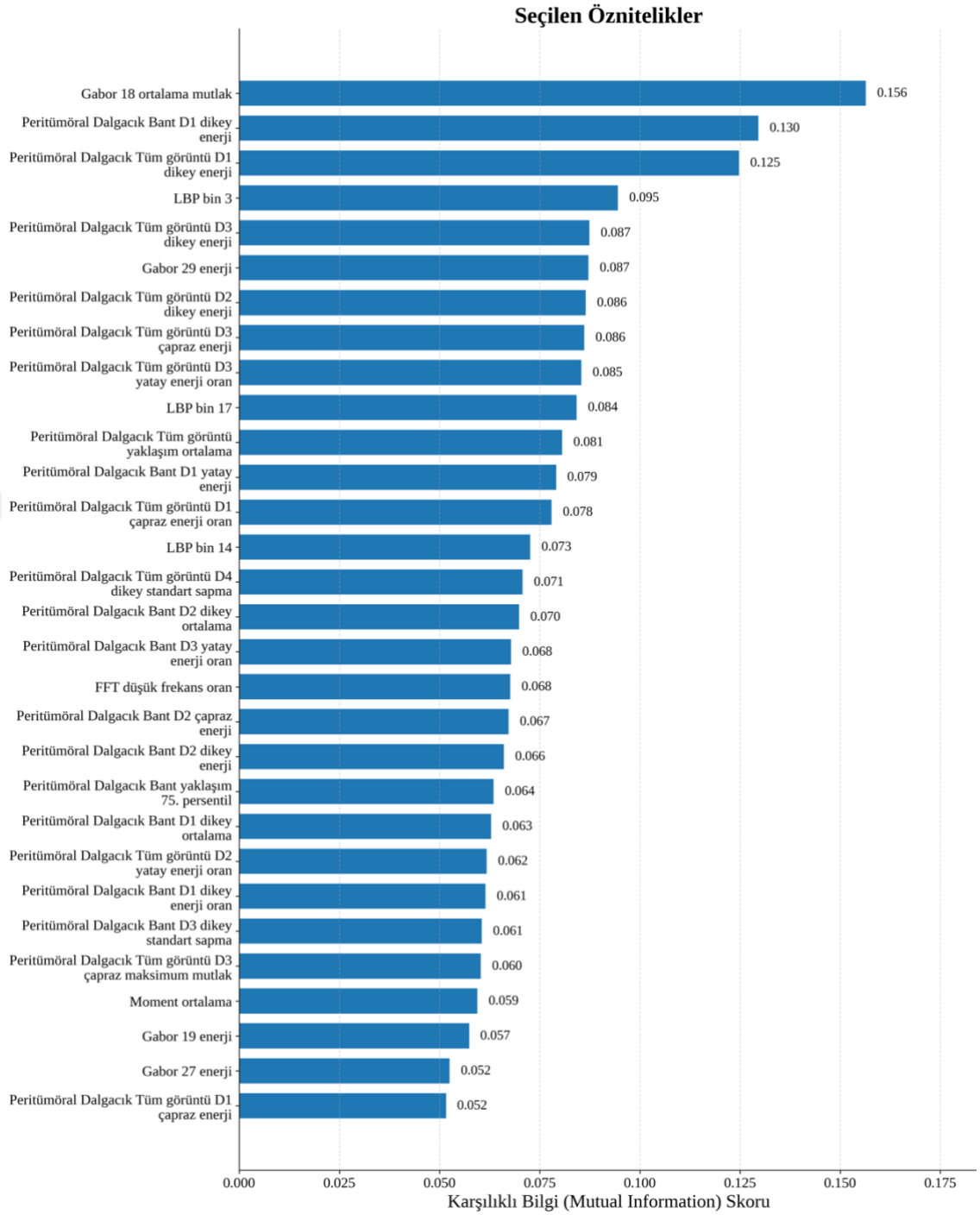
Çizelge 4.3b'de, her özellik grubunun lojistik regresyon vekiliyle elde edilen bireysel doğrulama AUC katkıları verilmekte; segmentasyon tabanlı özelliklerin tek başına 0,9091 doğrulukla öne çıktığı görülmektedir.

198 frekans tabanlı kombinasyonun iki aşamalı hiyerarşik taramayla değerlendirildiği bir tanılama çalışmasında, 1B radyal profil üzerine uygulanan wavelet dönüşümü (coif5, seviye 5) ve Rastgele Orman sınıflandırıcısı kombinasyonu 0,8510 doğrulama AUC ile en yüksek bileşik skoru elde etmiştir. 2B peritümöral bölge üzerine uygulanan wavelet kombinasyonu ise 0,8317 ile ikinci olmuştur. Dönüşüm aileleri arasındaki karşılaştırmada wavelet 0,7688, Hilbert 0,7500 ve FFT 0,7154 ortalama AUC değerleri elde edilmiştir.

İkinci grupta sym5 dalgacığı ve seviye 4 ayrıştırmayla 198 peritümöral dalgacık özelliği, db2 dalgacığı ve 3 seviye ayrıştırmayla 23 HHT özelliği çıkarılmıştır. Tanılama deneylerinde peritümöral dalgacık özelliklerinin tek başına doğrulama AUC değeri 0,6572, HHT özelliklerinin ise 0,6162 olarak ölçülmüştür. İki grubun birleşimi 0,6824 AUC değerine ulaşmıştır. EMD/HHT özelliklerinin incelendiği ayrı bir tanılama

çalışmasında, LASSO seçimiyle 9 özellik belirlenmiş ve bu küme için test AUC 0,9752, hasta AUC 0,9722 olarak elde edilmiştir. Bu sonuçlar, nihai işlem hattına alınmayan ön deneylere aittir ve yalnızca yöntem seçimini gerekçelendirmek için sunulmuştur. Üçüncü grupta 300 ham özellik üretilmiş; sıfır varyanslı 4 özellik elendikten sonra 296 özellik kalmıştır.

Nihai işlem hattında özellik seçimi üç adımda tamamlanmıştır. Korelasyon filtresi (eşik 0,92) 345 özelliği 169'a indirmiştir. Ardından karşılıklı bilgi seçimi (k=30; tanı-doğrulanmış özelliklere %20 ek puan) uygulanmış ve 30 özellik belirlenmiştir. Bootstrap kararlılık testinde (50 rastgele orman, %40 eşik) 30 özellikten 24'ü kararlı bulunmuştur. Seçilen 30 özelliğin 5'i tanı-doğrulanmış kategorilerden (moment, Gabor, FFT), 25'i tez katkısı kategorilerinden (GLCM, LBP, peritümöral dalgacık, HHT) gelmektedir (Çizelge 4.3c). Karşılıklı bilgi skoruna göre en bilgilendirici özellikler Şekil 4.5'te görselleştirilmiş, MI skoruna göre en yüksek ilk on özellik Çizelge 4.3d'de sıralanmıştır.



Şekil 4.5. Karşılıklı bilgi skoruna göre en bilgilendirici özellikler

Şekil 4.5'te MI skoruna göre en bilgilendirici özellikler sıralanmaktadır. İlk üç sırayı Peritümoral Dalgacık (tümör) D4v Enerjisi (MI=0,1824), Glcm Kontrast Standart sapması (MI=1651) ve FFT Düşük Frekans Oranı (MI=0,1540) almıştır; seçilen 30 özelliğin 18'ini oluşturan peritümöral dalgacık grubunun listede ağırlıklı yer tutması bu grubun ayırt edici gücünü yansıtmaktadır.

Çizelge 4.3c. Nihai işlem hattında MI ile seçilen 30 özelliğin kategori dağılımı

Kategori	Özellik sayısı
Peritümöral dalgacık	18
GLCM ve LBP	4
EMD ve HHT	3
Gabor	3
FFT	2
Toplam	30

Çizelge 4.3c'de, karşılıklı bilgi ölçütüyle seçilen 30 özelliğin kategorilere göre dağılımı verilmektedir.

Çizelge 4.3d. Nihai işlem hattında MI ile seçilen 30 özelliğin karşılıklı bilgi skoruna göre sıralaması

Çizelge 4.3d'de, seçilen 30 özellik karşılıklı bilgi skoruna göre sıralanmakta; en yüksek skoru Peritümoral Dalgacık D4v enerjisinin (MI=0,1824) aldığı görülmektedir.

4.4. Derin Öğrenme (Transfer Öğrenme) Sınıflandırma Sonuçları

Tanılama deneylerinde beş mimarinin kıyaslandığı bir çalışmada convnext_tiny 0,9221 doğrulama AUC ile en yüksek performansı göstermiştir. Aynı tanılama çalışmasında, hiperparametre araması gerçekleştirilmiştir; en iyi doğrulama AUC değeri 0,9481 olarak bulunmuş, bu yapılandırmayla yeniden eğitilen modelin test AUC değeri 0,8250 olmuştur. Bu değerler tanılama aşamasına aittir.

Derin öğrenme modellerinin tahmin çökmesi davranışı gösterdiğinin saptandığı bir tanılama çalışmasında, çökmenin kaynağı işlenmiş görüntülerin [0,1] aralığında olmasına rağmen veri yükleyicisinin ek olarak 255'e bölmesi olarak tespit edilmiştir. Sorun giderildikten sonra modellerin beklenen davranışı sergilediği doğrulanmıştır. Snapshot ensemble çalışmasında convnext_tiny 5 döngü ile eğitilmiş; 5 modelin olasılık ortalaması test setinde 0,9083 AUC elde etmiştir. Stacking yöntemiyle (meta-öğrenici olarak lojistik regresyon) test AUC 0,9167 olarak ölçülmüştür. Bu değerler de tanılama aşamasına aittir.

Nihai işlem hattında DL modelleri için Optuna kullanılmamıştır. Modeller, sabit hiperparametreler, etiket yumuşatma (0,1) ve iki aşamalı eğitim stratejisiyle (önce omurga dondurularak sınıflandırıcı başlığı, ardından omurga birlikte ince ayar ile) eğitilmiştir. Hiperparametreler Çizelge 4.4a'da özetlenmiştir.

Derin öğrenme modellerinin tanılama deneyleri ve nihai performans değerleri Çizelge 4.4b'de verilmiştir.

Çizelge 4.4a. Nihai işlem hattında derin öğrenme hiperparametreleri

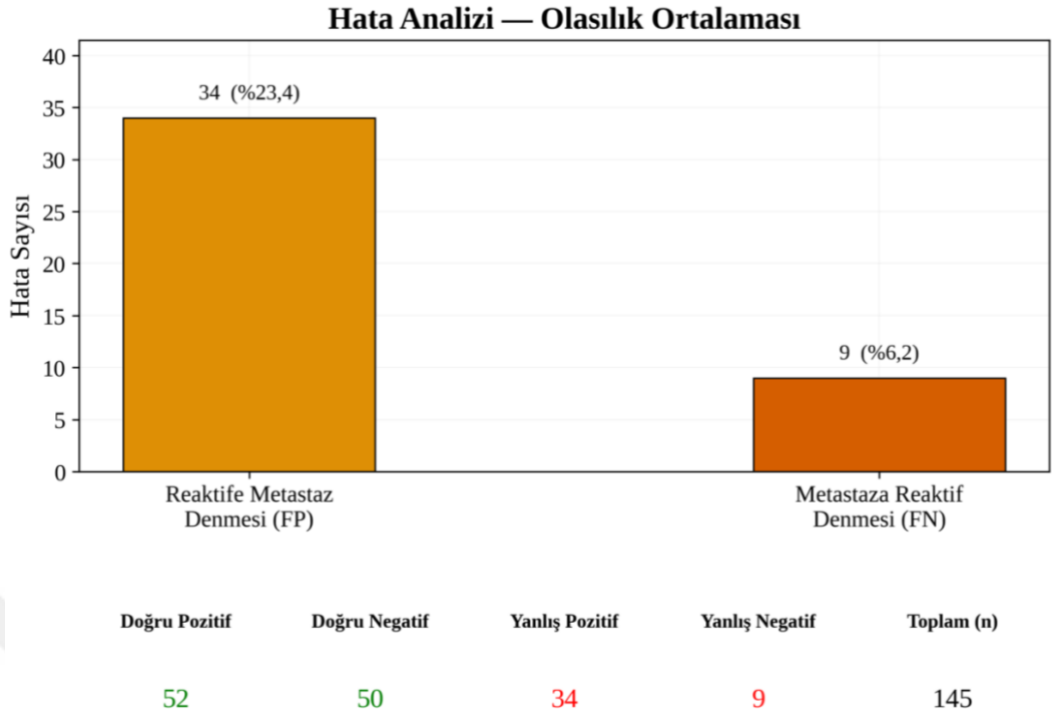
Parametre	Değer
Optimizatör	AdamW (ağırlık sönümü=5e-3)
Zamanlayıcı	10 epoch ısınma + cosine decay
Freeze epoch (tüm modeller)	5
Kayıp	Çapraz entropi + etiket yumuşatma (0,1)
Sınıf ağırlıkları (reaktif / metastaz)	1,013 / 0,987
Dropout	0,5
Batch boyutu	16

Çizelge 4.4a'da, derin öğrenme modellerinin eğitiminde kullanılan hiperparametreler (AdamW, ısınma ve cosine decay, ilk beş epoch dondurma vb.) özetlenmektedir.

Çizelge 4.4b. Derin öğrenme modellerinin katlamadışı AUC değerleri

Çizelge 4.4b'de, derin öğrenme modellerinin tanılama deneylerindeki katlamadışı AUC değerleri karşılaştırılmaktadır.

Transfer öğrenme modellerinin hasta izolasyonlu beş katlı havuzlanmış katlamadışı başarımları Çizelge 4.4c'de sunulmuştur. Her CNN mimarisi için beş katlama kontrol noktası saklanmış; kanonik performans hesaplanırken bir görüntü yalnızca ait olduğu held-out katlama kontrol noktasıyla tahmin edilmiştir. Transfer öğrenme modelleri arasında en yüksek katlamadışı AUC değerine EfficientNet-B0 (AUC=0,7839) sahiptir. İkinci sırada ConvNeXt-Tiny (0,7703), ardından MobileNetV2 (0,7477) ve ResNet18 (0,7358) gelmektedir. Sınıflandırma hatalarının doğru ve yanlış pozitif ile negatif olarak dağılımı Şekil 4.6'da gösterilmiştir.



Şekil 4.6. Sınıflandırma hatalarının doğru ve yanlış pozitif/negatif olarak dağılımı

Şekil 4.6'da, Olasılık Ortalamasına ait hata analizinde sınıflandırma sonuçlarının doğru pozitif, yanlış pozitif, doğru negatif ve yanlış negatif dağılımı gösterilmektedir. Bu modelde duyarlılık 0,852 ve seçicilik 0,595 olarak gerçekleşmiştir.

Çizelge 4.4c. Derin öğrenme modellerinin katlamadışı performansı (n=145)

Model	AUC	F1	Duyarlılık	Seçicilik	ECE	Optimal eşik
efficientnet_b0	0,7839	0,6879	0,885	0,500	0,080	0,394
convnext_tiny	0,7703	0,7213	0,721	0,798	0,178	0,476
mobilenet_v2	0,7477	0,6714	0,771	0,619	0,077	0,361
resnet18	0,7358	0,6667	0,934	0,369	0,122	0,247

Çizelge 4.4c'de derin öğrenme modelleri arasında en yüksek katlamadışı AUC değerine EfficientNet-B0 (0,7839) sahip olmuştur. Bunu ConvNeXt-Tiny (0,7703), MobileNetV2 (0,7477) ve ResNet18 (0,7358) izlemiştir. EfficientNet-B0 duyarlılık-seçicilik dengesinde yüksek duyarlılık (0,885) ile öne çıkmıştır. ConvNeXt-Tiny ise daha dengeli bir duyarlılık-seçicilik oranı (0,721/0,798) sağlamıştır. Duyarlılığın öncelikli olduğu göz önüne alındığında, durumlarda ResNet18 (duyarlılık 0,934) ve EfficientNet-B0 (duyarlılık 0,885) daha uygun adaylardır

Nihai işlem hattında MC Dropout belirsizlik analizinde 50 ileri geçiş uygulanmıştır. En yüksek hasta düzeyi katlamadışı AUC, ortalama toplama ile değerlendirilen EfficientNet-B0 modelinde 0,7940 olarak elde edilmiştir. ConvNeXt-Tiny modelinin hasta düzeyi katlamadışı AUC değeri ise 0,7903'tür.

4.5. Klasik Makine Öğrenmesi Sınıflandırma Sonuçları

Nihai işlem hattında klasik makine öğrenmesi modelleri sabit, düzenlileştirilmiş hiperparametrelerle eğitilmiştir. XGBoost ve LightGBM için sığ ağaç yapıları ve görece yüksek L1 ile L2 düzenlileştirme katsayıları tercih edilmiştir. Tüm modellerin nihai hiperparametreleri Çizelge 4.5a'da özetlenmiştir.

Çizelge 4.5a. Nihai işlem hattında klasik makine öğrenmesi modelleri ve hiperparametreleri

Model	Hiperparametreler
XGBoost	tahmin edici sayısı=200, maksimum derinlik=3, öğrenme oranı=0,03, alt örnekleme oranı=0,75, ağaç başına özellik örnekleme oranı=0,75, L1 düzenlileştirme katsayısı=2,0, L2 düzenlileştirme katsayısı=10,0, pozitif sınıf ağırlığı=eğitim sınıf oranına göre
LightGBM	tahmin edici sayısı=200, maksimum derinlik=3, öğrenme oranı=0,03, L1 düzenlileştirme katsayısı=2,0, L2 düzenlileştirme katsayısı=10,0, yaprak düğümdeki minimum örnek sayısı=20, pozitif sınıf ağırlığı=eğitim sınıf oranına göre
Rastgele Orman	tahmin edici sayısı=300, maksimum derinlik=4, yaprak düğümdeki minimum örnek sayısı=5, sınıf ağırlıkları=balanced
Lojistik Regresyon	düzenlileştirme tersi=0,1, düzenlileştirme türü=l2, çözücü algoritması=liblinear, sınıf ağırlıkları=balanced
Voting Ensemble	XGBoost + LightGBM + Rastgele Orman, eşit ağırlık

Çizelge 4.5a'da, klasik makine öğrenmesi modellerinin sabit ve düzenlileştirilmiş hiperparametreleri verilmektedir. Hasta izolasyonlu beş katlı havuzlanmış katlamadışı performanslar Çizelge 4.5b'de verilmiştir. Her katlamada ölçekleme, korelasyon süzme ve özellik seçimi yalnızca eğitim verisinde yeniden gerçekleştirilmiştir. Klasik modeller arasında en yüksek katlamadışı AUC değerini XGBoost (0,6745) göstermiştir. Bunu Rastgele Orman ve Voting Ensemble (her ikisi de 0,6688), Lojistik Regresyon (0,6647) ve LightGBM (0,6473) izlemiştir.

Çizelge 4.5b. Klasik makine öğrenmesi modellerinin katlamadışı performansı (n=145)

Model	AUC	F1	Duyarlılık	Seçicilik	ECE	Optimal eşik
XGBoost	0,6745	0,6294	0,738	0,635	0,078	0,414
Rastgele Orman	0,6688	0,6034	0,574	0,683	0,088	0,448
Voting Ensemble	0,6688	0,6000	0,639	0,641	0,052	0,429
Lojistik Regresyon	0,6647	0,5455	0,492	0,655	0,105	0,555

LightGBM	0,6473	0,5357	0,492	0,641	0,088	0,529

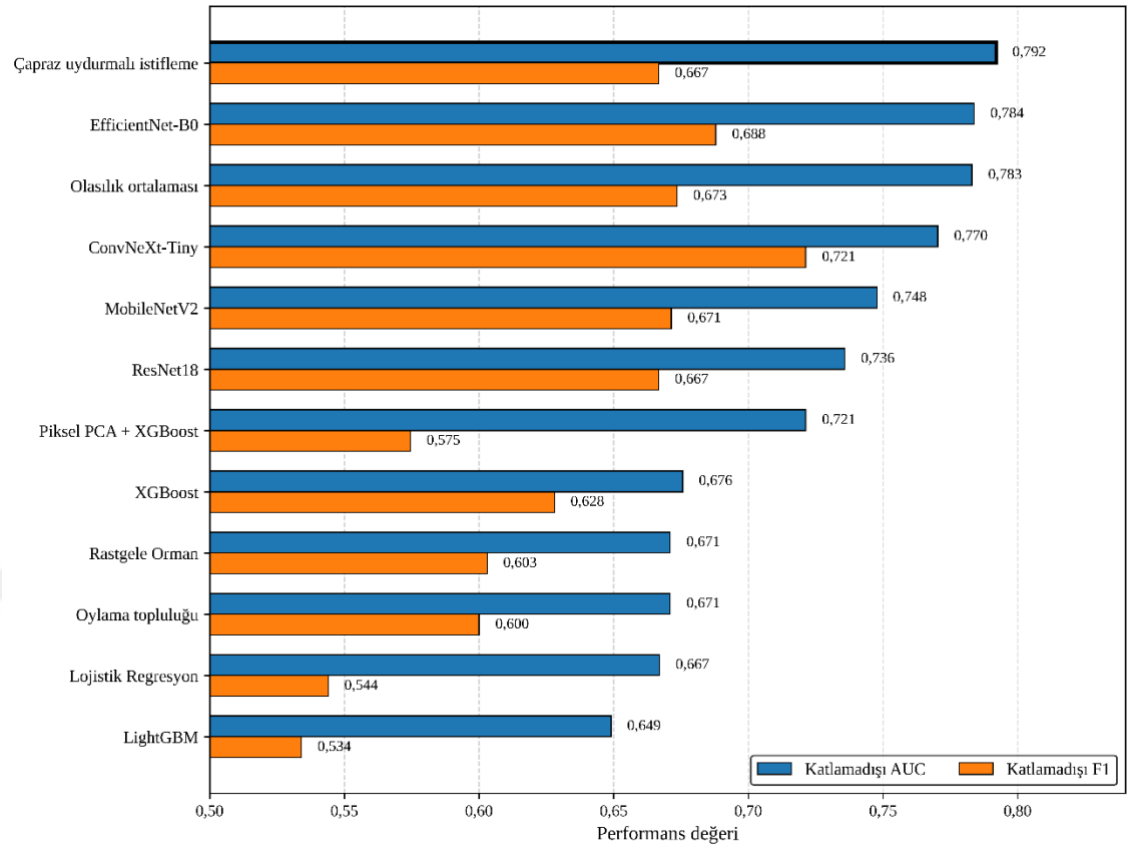
Çizelge 4.5b'de, klasik modellerin hasta izolasyonlu beş katlı havuzlanmış katlamadışı performansları sunulmakta; en yüksek AUC değerini XGBoost'un (0,6745) verdiği görülmektedir.

Klasik makine öğrenmesi modelleri arasında en yüksek katlamadışı AUC değerini XGBoost (0,6745) göstermiştir. Rastgele Orman ve Voting Ensemble (her ikisi de 0,6688) takip etmektedir. XGBoost'un optimal eşikteki duyarlılığı 0,738, seçiciliği 0,635 olarak hesaplanmıştır. El yapımı doku ve frekans özelliklerinin sınıflandırma gücü derin öğrenme modellerinden düşük kalmıştır; ancak bu özellikler füzyon stratejilerinde tamamlayıcı bilgi kaynağı olarak kullanılmıştır.

4.6. Füzyon Modelleri Sonuçları

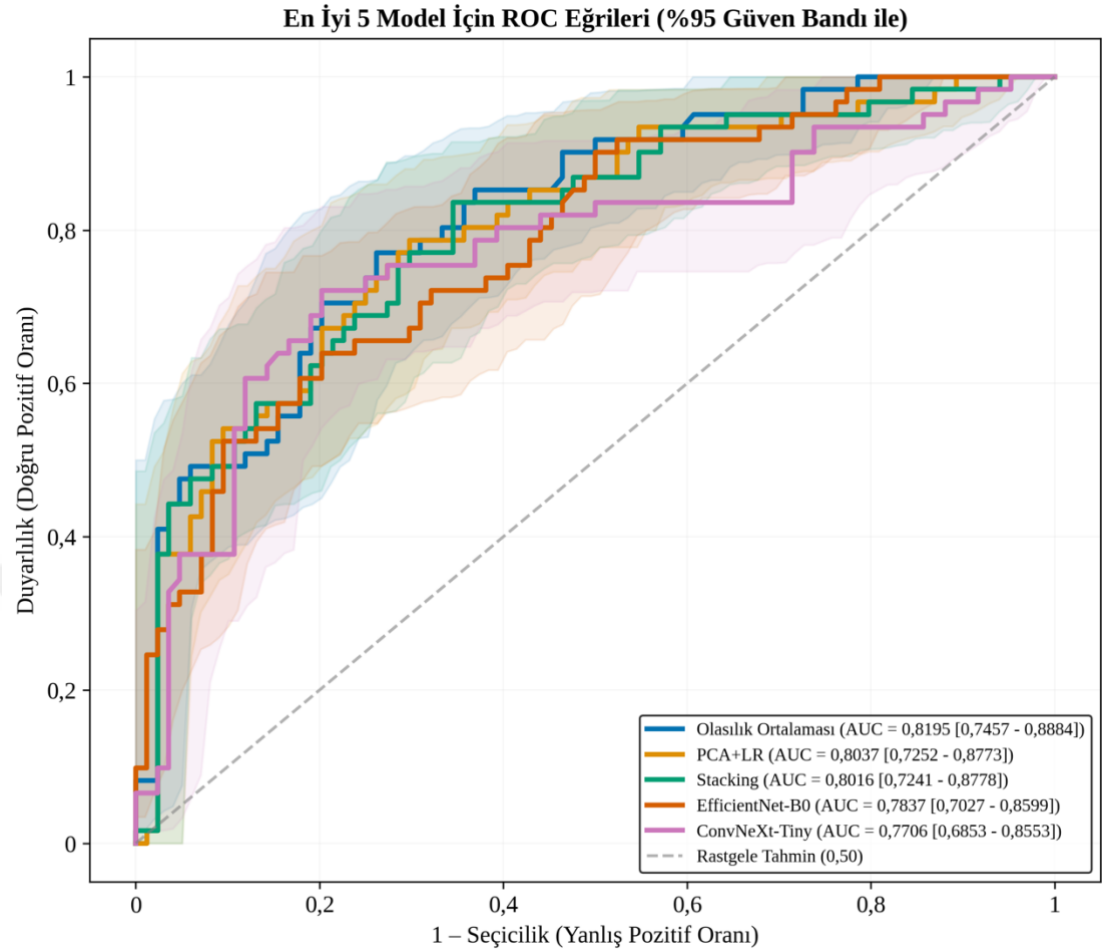
Füzyon stratejileri, görüntü düzeyindeki derin öğrenme olasılıklarını el yapımı özelliklere dayalı klasik model olasılıklarıyla birleştirmeyi amaçlamaktadır. Aşağıda nihai işlem hattında değerlendirilen üç strateji ve elde edilen sonuçlar sunulmaktadır.

Nihai işlem hattında üç füzyon stratejisi değerlendirilmiştir. Piksel PCA + XGBoost stratejisinde ham piksel değerleri üzerinden PCA uygulanmış ve XGBoost ile sınıflandırılmıştır; en iyi PCA bileşen sayısı 50 olarak belirlenmiş ve görüntü düzeyi katlamadışı AUC 0,7213 elde edilmiştir. Eşit ağırlıklı olasılık ortalamasında EfficientNet-B0 ve XGBoost katlamadışı olasılıkları sabit eşit ağırlıkla birleştirilerek görüntü düzeyi katlamadışı AUC 0,7830 ve hasta düzeyi AUC 0,8056 (medyan toplama) elde edilmiştir. Çapraz uydurmalı istifleme stratejisinde EfficientNet-B0 ve XGBoost katlamadışı olasılıklarından oluşan iki boyutlu meta özellik matrisi üzerinde lojistik regresyon meta öğrenicisi eğitilmiştir; görüntü düzeyi katlamadışı AUC 0,7920 ve hasta düzeyi AUC 0,8019 (medyan toplama) elde edilmiştir. Çapraz uydurma yaklaşımında her görüntünün istifleme olasılığı, o görüntünün ait olduğu meta katlamanın eğitiminde kullanılmadan üretilmiştir. Hasta düzeyinde en yüksek AUC değeri eşit ağırlıklı olasılık ortalamasıyla (0,8056) elde edilmiştir. Sonuçlar Çizelge 4.6'da sunulmuştur. Modellerin katlamadışı AUC değerine göre sıralaması Şekil 4.7'de, en iyi beş modelin ROC eğrileri ise Şekil 4.8'de görülmektedir.



Şekil 4.7. Modellerin katlamadışı AUC ve F1 değerine göre karşılaştırması

Şekil 4.7'de tüm modellerin katlamadışı AUC ve F1 değerleri karşılaştırmalı olarak sıralanmaktadır. Görüntü düzeyinde en yüksek katlamadışı AUC değerine çapraz uydurmalı istifleme (0,792) sahip olup; bunu EfficientNet-B0 (0,784) ve olasılık ortalaması (0,783) izlemektedir. Klasik makine öğrenmesi kolunda ise XGBoost (0,675) öne çıkmaktadır.



Şekil 4.8. En iyi beş modelin katlamadışı ROC eğrileri

Şekil 4.8'de en iyi beş modelin katlamadışı ROC eğrileri bir arada gösterilmektedir. Eğri altı alanları karşılaştırıldığında çapraz uydurmalı istiflemenin (AUC=0,792) en yüksek değere ulaştığı; EfficientNet-B0 (AUC=0,784) ve olasılık ortalamasının (AUC=0,783) onu izlediği görülmektedir

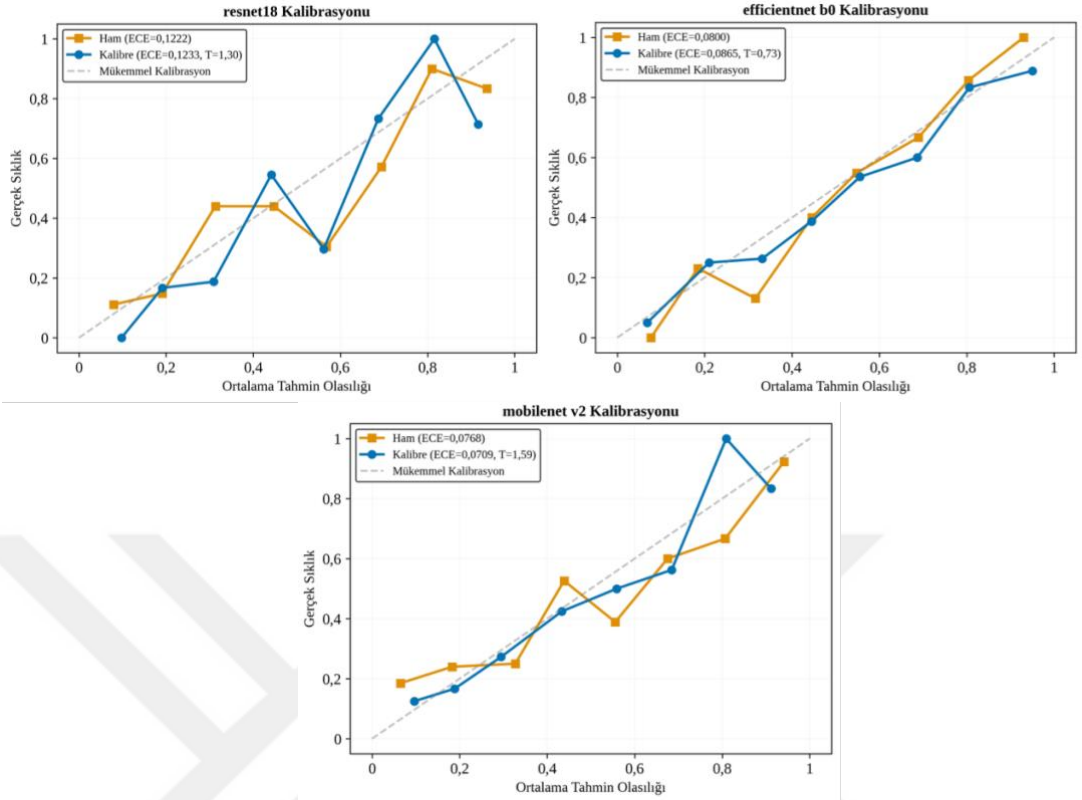
Çizelge 4.6. Füzyon modellerinin katlamadışı performansı ve hasta düzeyi AUC (n=145)

Strateji	KD AUC	F1	Duyarlılık	Seçicilik	Hasta AUC
Çapraz uyd. istifleme (EffNet-B0 + XGBoost)	0,7920	0,6667	0,557	0,917	0,8019
Olas. ort. (EffNet-B0 + XGBoost)	0,7830	0,6735	0,541	0,952	0,8056
Piksel PCA(50) + XGBoost	0,7213	0,5745	0,443	0,929	0,7500

Çizelge 4.6'da, füzyon modellerinin katlamadışı performansı ve hasta düzeyi AUC değerleri verilmektedir.

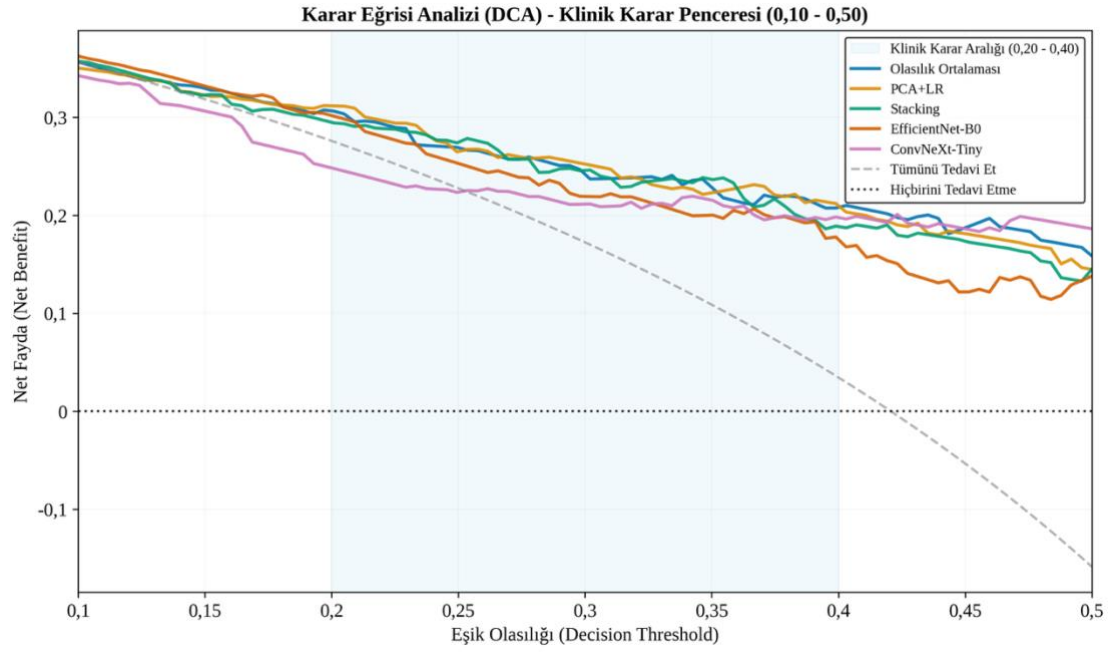
4.7. Kalibrasyon ve Karar Eğrisi Analizi.

Derin öğrenme modelleri için sıcaklık ölçekleme, klasik makine öğrenmesi modelleri için isotonic/Platt kalibrasyon uygulanmıştır. Karar eğrisi analizi t=0,20, 0,30 ve 0,40 eşiklerinde yürütülmüş; net fayda değerleri Çizelge 4.7'de verilmiştir. Eşik bağımlı net fayda sonuçları havuzlanmış katlamadışı tahminlerinden türetilmiştir. Modellerin kalibrasyon eğrileri Şekil 4.9'da, karar eğrisi analizinde eşik olasılığına göre net fayda ise Şekil 4.10'da gösterilmiştir.



Şekil 4.9. Katlamadışı kalibrasyon eğrileri (sıcaklık ölçekleme öncesi ve sonrası)

Şekil 4.9'da çalışmadaki üç derin öğrenme modelinin sıcaklık ölçekleme öncesi ve sonrası kalibrasyon eğrileri gösterilmektedir. Bu analiz, kalibrasyon sonrası eğrilerin köşegen çizgiye yaklaşma eğilimini göstermektedir



Şekil 4.10. Katlamadışı karar eğrisi analizi (eşik olasılığına göre net fayda)

Şekil 4.10'da eşik olasılığına göre net fayda değerleri modeller için karşılaştırmalı olarak sunulmaktadır.

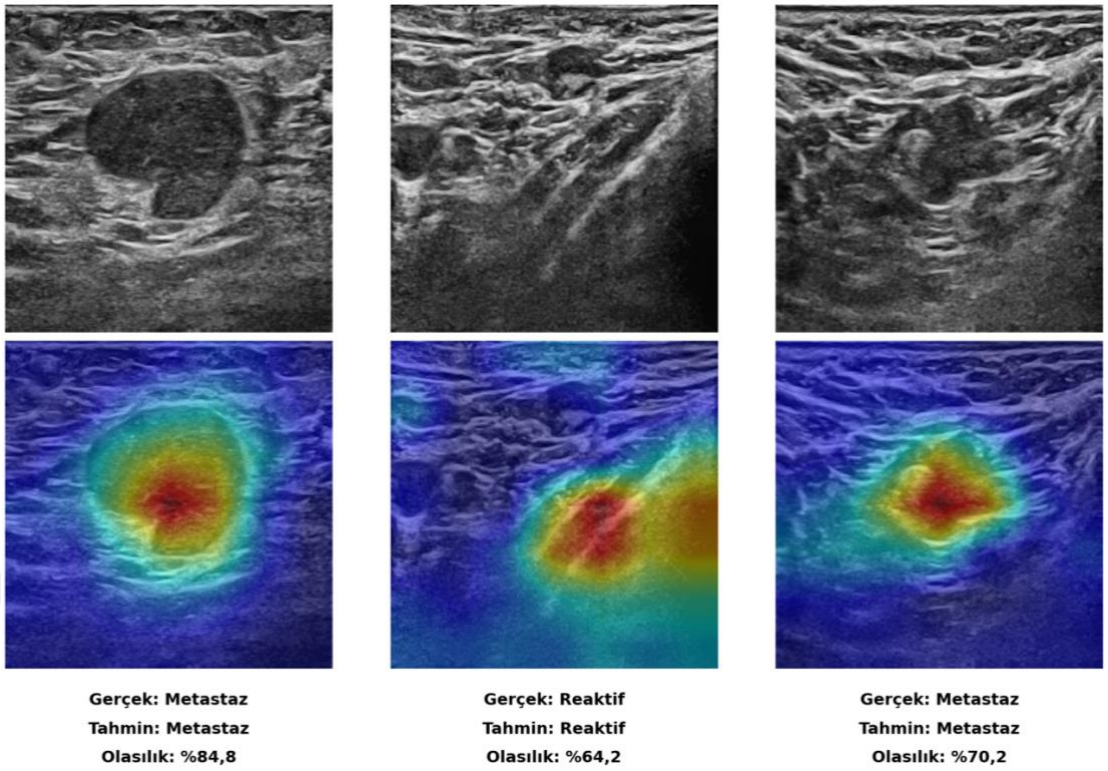
Çizelge 4.7. Katlamadışı karar eğrisi analizi net fayda değerleri

Model	NB@0,20	NB@0,30	NB@0,40
ResNet18 (DÖ)	0,4200	0,3771	0,3600
MobileNetV2 (DÖ)	0,4000	0,3771	0,3333
EfficientNet-B0 (DÖ)	0,4000	0,3143	0,3067
ConvNeXt-Tiny (DÖ)	0,3700	0,2743	0,2800
XGBoost (MÖ)	0,4000	0,3657	0,2800

Çizelge 4.7'de, karar eğrisi analizinde farklı eşik olasılıkları için hesaplanan net fayda değerleri modeller arasında karşılaştırılmaktadır.

4.8. Açıklanabilirlik, Belirsizlik ve Dağılım Dışı Tespiti

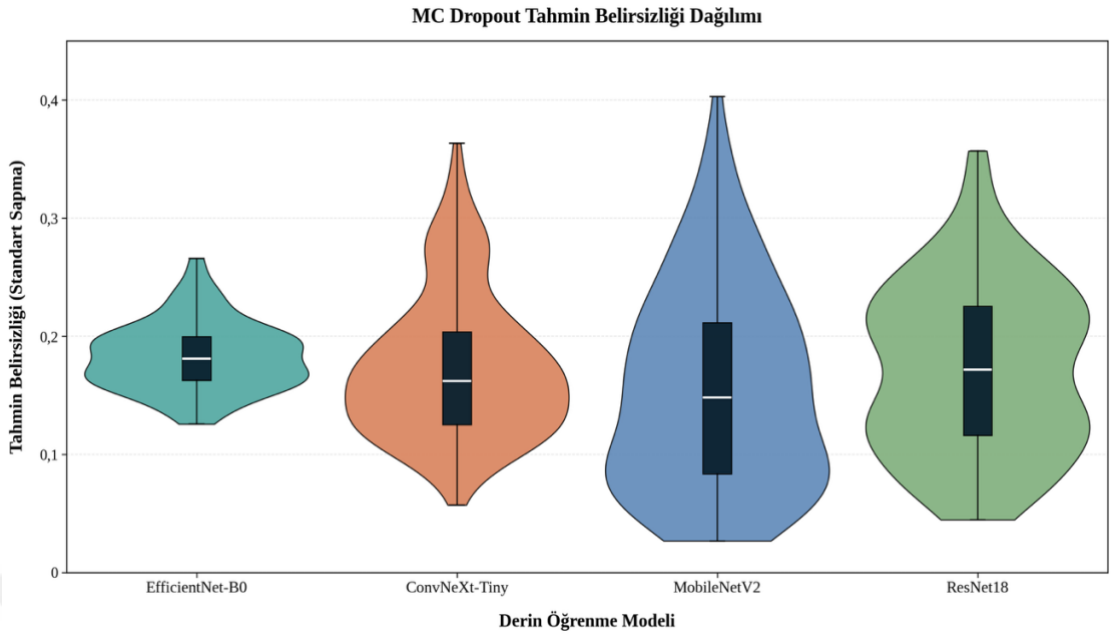
Nihai işlem hattında SHAP analizi XGBoost modeli üzerinde TreeExplainer kullanılarak uygulanmıştır. Özet, çubuk ve bağımlılık grafikleri kaydedilmiştir. SHAP değerlerine göre peritümöral dalgacık ve GLCM tabanlı doku özellikleri model kararına en yüksek katkıyı sağlamıştır; bu bulgu, karşılıklı bilgi sıralamasındaki ilk beş özellikle (peri_wav_band_d3H_energy_ratio, peri_wav_band_approx_p75, peri_wav_whole_d3V_energy, peri_wav_whole_d2H_energy_ratio ve peri_wav_whole_d3H_energy_ratio) tutarlıdır. Bu durum, modelin hem global frekans özelliklerine hem de lokal doku heterojenliğine duyarlı olduğunu göstermektedir. Grad-CAM dört derin öğrenme modeli için son konvolüsyon katmanına uygulanmıştır. EfficientNet-B0 modelinin katlamadışı görüntülerinde odaklandığı bölgeler Şekil 4.11'deki Grad-CAM ısı haritalarında görülmektedir. (S.-R. Wang vd., 2024; G. Zhang vd., 2022) çalışmalarında gösterildiği gibi, SHAP ve Grad-CAM çıktılarının birlikte sunulması model kararlarının klinik açıdan yorumlanabilirliğini artırmaktadır.



Şekil 4.11. EfficientNet-B0 modelinin katlamadışı görüntülerindeki Grad-CAM dikkat bölgeleri

Şekil 4.11'de EfficientNet-B0 modelinin son evrişim katmanına uygulanan Grad-CAM ısı haritaları sunulmuştur. Isı haritalarının korteks çevresi ve kortikal kalınlaşma bölgelerinde yoğunlaştığı görülmekte; bu durum modelin radyolojik değerlendirmede kullanılan temel bulgularla tutarlı bölgelere odaklandığını göstermektedir

MC Dropout analizi (50 ileri geçiş) çapraz uydurmalı katlamadışı değerlendirmesiyle dört derin öğrenme modeline uygulanmıştır; her görüntü yalnızca ait olduğu held-out katlama checkpoint'i ile değerlendirilmiştir. EfficientNet-B0 modelinin ortalama tahmin standart sapması 0,0800 olarak ölçülmüş ve 145 görüntünün hiçbiri yüksek belirsizlik eşiğini (std ≥ 0,20) aşmamıştır. ResNet18 için ortalama standart sapma 0,1502 olarak hesaplanmış; 145 görüntüden 11'i (%7,6) yüksek belirsizlik eşiğini aşmıştır. Modellerin tahmin belirsizliği dağılımları Şekil 4.12'de görülmektedir.

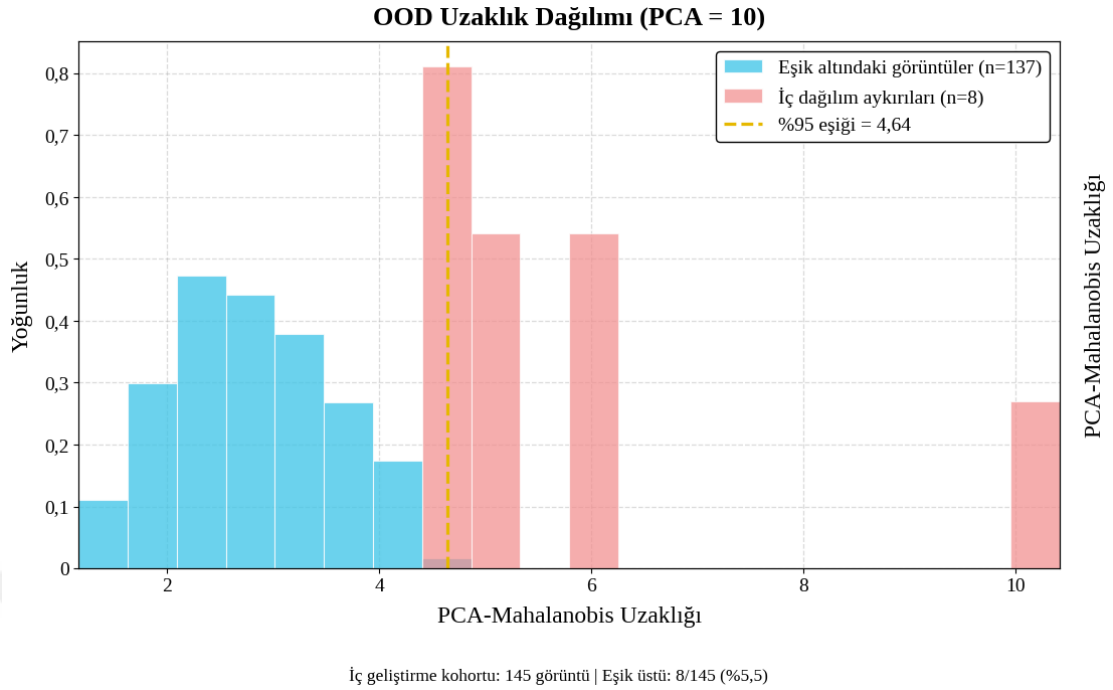


Şekil 4.12. MC Dropout ile elde edilen tahmin belirsizliği dağılımları

Şekil 4.12'de çapraz uydurmalı katlamadışı MC Dropout analizi ile elde edilen tahmin belirsizliği dağılımları model bazında gösterilmektedir. EfficientNet-B0 0,0800 ortalama standart sapma ile en düşük belirsizliği sergilemiş ve hiçbir görüntü yüksek belirsizlik eşiğini aşmamıştır. ResNet18 ise 0,1502 ortalama standart sapma ile en yüksek belirsizliğe sahip model olmuş; 145 görüntüden 11'i (%7,6) yüksek eşiği aşmıştır

PCA-Mahalanobis yöntemi ile geliştirme kohortundaki 145 görüntünün dağılım içi tutarlılığı değerlendirilmiştir. PCA ile 10 bileşene indirgenen özellik uzayında yüzde 95 eşik kullanılmış ve 145 görüntüden 8'i (%5,5) iç dağılım dışı aykırı değer olarak işaretlenmiştir. Karşılaştırmalı olarak Isolation Forest (kontaminasyon=0,05) da 8/145 görüntüyü (%5,5) dağılım dışı olarak tespit etmiştir. Bu analiz geliştirme kohortu içi dağılımsal aykırı değer tanılaması olarak yorumlanmıştır.

Geliştirme kohortunda PCA-Mahalanobis (n_pca=10) yöntemi 8/145 (%5,5), Isolation Forest ise 8/145 (%5,5) iç aykırı değer vermiştir. Geliştirme kohortundaki görüntülerin Mahalanobis mesafesi ve eşik dışında kalan örnekler Şekil 4.13'te gösterilmiştir.



Şekil 4.13. Mahalanobis mesafesine göre dağılım dışı örneklerin tespiti

Şekil 4.13'te PCA-Mahalanobis yöntemi (n_pca=10) ile hesaplanan uzaklıklar ve yüzde 95 eşiğinin üzerinde kalan örnekler gösterilmektedir. Geliştirme kohortundaki 145 görüntüden 8'i (%5,5) iç dağılım dışı aykırı değer olarak işaretlenmiştir

4.9. İstatistiksel Değerlendirme

Nihai işlem hattında bootstrap güven aralıkları 1000 yineleme ile %95 düzeyinde hesaplanmıştır. En iyi modeller için AUC değerleri ve güven aralıkları Çizelge 4.8'de verilmiştir. Modellerin AUC değerleri ile bootstrap %95 güven aralıkları Şekil 4.14'te bir orman grafiği olarak gösterilmiştir.

Şekil 4.14. Modellerin AUC değerleri ve bootstrap %95 güven aralıkları

Şekil 4.14'te modellerin çapraz doğrulama (OOF) AUC değerleri ve 1000 yinelemeli bootstrap %95 güven aralıkları orman grafiği olarak gösterilmektedir. Füzyon olasılık ortalaması 0,820 [0,746-0,888], çapraz uydurmalı istifleme 0,802 [0,724-0,878] ve EfficientNet-B0 0,784 [0,703-0,860] olarak güven aralıkları elde edilmiştir

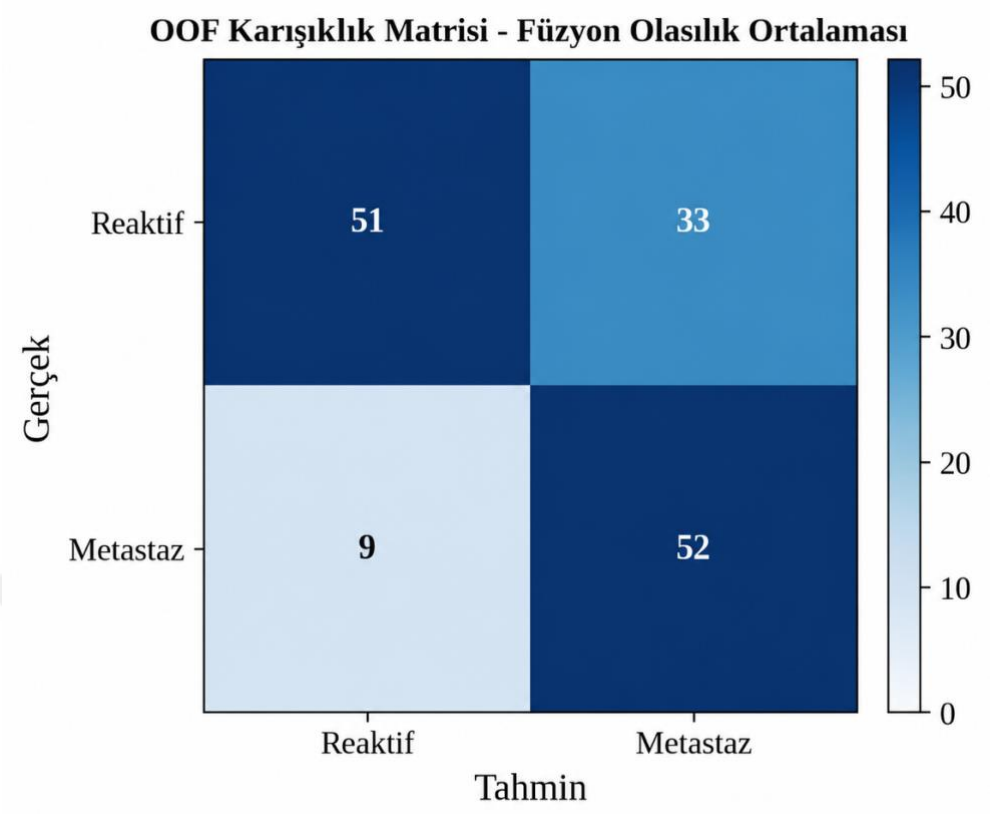
Çizelge 4.8. Havuzlanmış katlamadışı bootstrap %95 güven aralıkları (AUC, n=1000 yineleme)

Model	AUC (%95 GA)	GA genişliği
Füzyon Olasılık Ort.	0,820 [0,746 – 0,888]	0,143
Füzyon PCA LR	0,804 [0,725 – 0,877]	0,152
Füzyon Çapraz İstifleme	0,802 [0,724 – 0,878]	0,154
DÖ - EfficientNet-B0	0,784 [0,703 – 0,860]	0,157
DÖ - ConvNeXt-Tiny	0,771 [0,685 – 0,855]	0,170
Füzyon PCA XGB	0,764 [0,671 – 0,845]	0,174
DÖ - MobileNetV2	0,750 [0,661 – 0,835]	0,174
DÖ - ResNet18	0,735 [0,645 – 0,813]	0,168
MÖ - XGBoost	0,676 [0,578 – 0,771]	0,193
MÖ - Rastgele Orman	0,671 [0,562 – 0,775]	0,213
MÖ - Oylama Topluluğu	0,671 [0,569 – 0,766]	0,197
MÖ - Lojistik Regresyon	0,667 [0,567 – 0,766]	0,199
MÖ - LightGBM	0,649 [0,542 – 0,749]	0,207

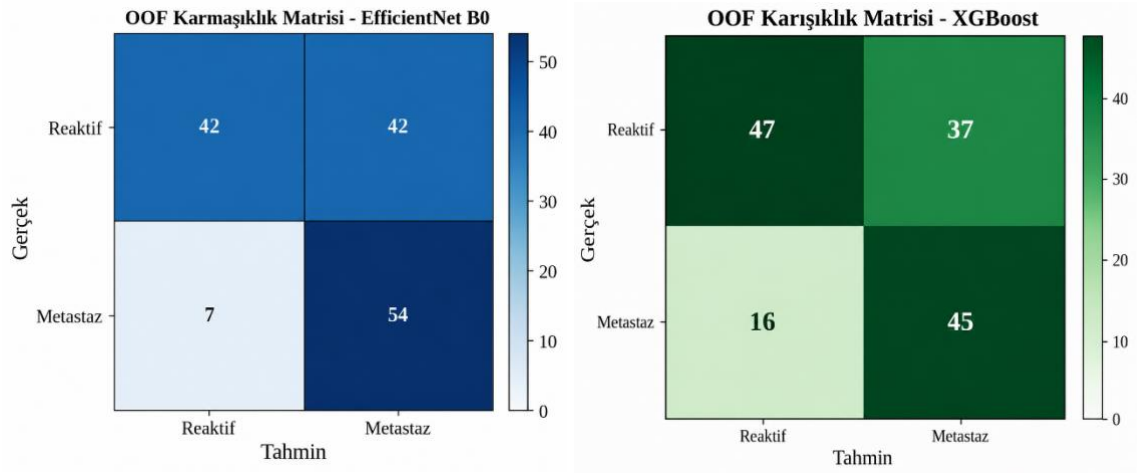
Çizelge 4.8'de, modellerin havuzlanmış katlamadışı AUC değerleri için 1000 yinelemeli bootstrap ile hesaplanan %95 güven aralıkları sunulmaktadır.

Kümelenmiş DeLong testi Obuchowski-McClish tahmincisi ile hasta kümelemesi yapılarak uygulanmıştır; çoklu karşılaştırmalar Benjamini-Hochberg yöntemiyle düzeltilmiştir. P değeri matrisi kaydedilmiştir. Nihai deney çıktısında modeller arasında istatistiksel olarak anlamlı AUC farkına dair sayısal yorum yapılmamıştır.

Obuchowski güç analizi hedef AUC=0,75, alfa=0,05 ve hedef güç=0,80 parametreleriyle yürütülmüştür. Değerlendirme kohortu 61 pozitif ve 84 negatif olmak üzere 145 görüntüden oluşmaktadır. Bu örneklem boyutu için tahmini istatistiksel güç yaklaşık yüzde 99 olarak hesaplanmıştır.



Şekil 4.15. Olasılık ortalaması füzyonuna (EfficientNet-B0 ve XGBoost) ait katlamadışı karmaşıklık matrisi



Şekil 4.16. EfficientNet-B0 ve XGBoost modellerine ait katlamadışı karmaşıklık matrisleri

En iyi başarımı sergileyen olasılık ortalaması füzyonuna (EfficientNet-B0 ve XGBoost) ait karmaşıklık matrisi Şekil 4.15'te verilmiştir. Matristen görüldüğü üzere model, metastaz sınıfını yüksek duyarlılıkla tespit etmekte, buna karşın reaktif sınıfta belirli bir yanlış pozitif oranı barındırmaktadır. EfficientNet-B0 ve XGBoost modellerine ait karmaşıklık matrisleri Şekil 4.16'da gösterilmiştir.

Şekil 4.15. (olasılık ortalaması füzyonu) ve Şekil 4.16 (EfficientNet-B0 ve XGBoost) karmaşıklık matrislerinde görüldüğü üzere modeller, metastaz sınıfını yüksek duyarlılıkla tespit etmekte, buna karşın reaktif sınıfta belirli bir yanlış pozitif (False Positive) oranı barındırmaktadır. Klinik bağlamda, reaktif (benign) bir lenf noduna metastaz şüphesiyle yaklaşarak biyopsiye yönlendirmek (yanlış pozitif), metastatik bir nodu gözden kaçırmaktan (yanlış negatif) daha kabul edilebilir ve güvenli bir hatadır. Yanlış negatif, adjuvan tedavinin gecikmesine veya atlanmasına yol açarken; yanlış pozitif, invaziv olmayan veya minimal invaziv bir doğrulama işlemiyle düzeltilebilir.

5. TARTIŞMA

Bu çalışma kapsamında geliştirilen yapay zekâ modeli, aksiller lenf nodu metastazını preoperatif ultrason görüntülerinden segmentasyon ve sınıflandırma yoluyla birlikte tahmin etmiştir. Tartışmada elde edilen bulgular, sağlanan kaynak taraması dosyasındaki literatürle karşılaştırılmaktadır. Karşılaştırmalarda kohort büyüklüğü ve merkez sayısı gibi tasarım farkları açıkça gözetilmiştir.

5.1. Segmentasyonda Korteks-Hilus Ayrımı

AttentionUNet modeli hasta izolasyonlu havuzlanmış katlamadışı değerlendirmede korteks Dice 0,7629, hilus Dice 0,6559 ve ortalama ön plan Dice 0,7094 değerlerine ulaşmıştır.

Bu çalışmanın segmentasyon hedefi, literatürdeki çoğu çalışmadan ayrışmaktadır. Kaynak Taraması Çizelge 2.2'de derlenen çalışmaların büyük bölümü lenf nodunu ya da tümörü tek bir bütün olarak segmente etmektedir. Mevcut çalışma ise lenf nodunu korteks ve hilus olmak üzere iki anatomik alt bölgeye ayırmıştır; bu yaklaşım literatürdeki az sayıdaki örnekten biridir. Kortikal kalınlaşma ve hilus silinmesi, radyolojik tanıda metastaz lehine yorumlanan iki temel bulgudur. Bu yapıların ayrı maskelerle modellenmesi, korteks kalınlığı ve korteks/hilus alan oranı gibi nicel biyobelirteçlerin türetilmesine zemin hazırlar. (Oshino vd., 2025) diffüz ve eksantrik kortikal kalınlaşmayı belirleyici öznitelikler olarak göstermiş, bu bulgu söz konusu ayrımın klinik değerini desteklemiştir.

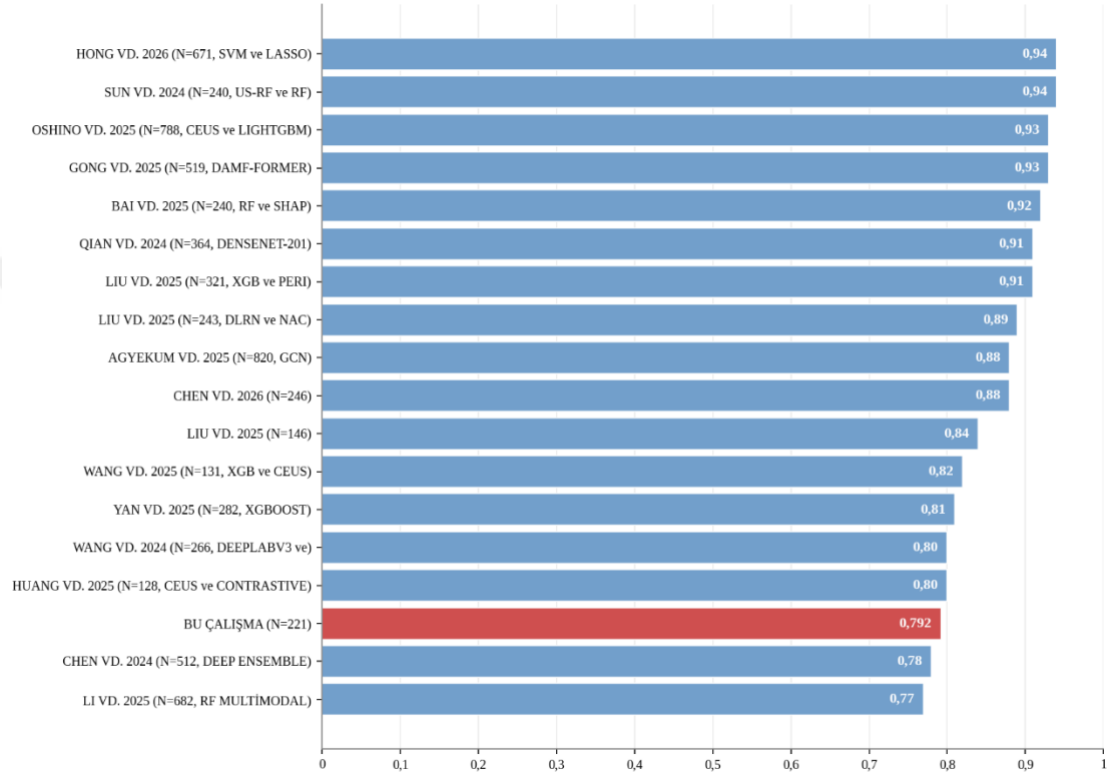
Hilus segmentasyonunun daha düşük başarımı, bu bölgenin küçük olması ve görüntülerde seyrek görülmesinden kaynaklanmaktadır. Hilus sınıfı için boş-GT yanlış pozitif oranı 0,667 olarak ölçülmüştür. Örnek sayısının küçüklüğü bu oranın kesin yorumunu güçleştirmekte olup hilus varlığını öngören ayrı bir ikili sınıflandırıcının devreye alınması bu davranışı iyileştirebilir.

5.2. Sınıflandırma ve Transfer Öğrenme

Derin öğrenme kolunda en yüksek katlamadışı ayrım gücünü EfficientNet-B0 sağlamıştır (OOF AUC 0,7839). ConvNeXt-Tiny 0,7703 ile ikinci sırada, MobileNetV2 0,7477 ve ResNet18 0,7358 ile ardından gelmiştir. Çizelge 2.2'deki çalışmalarla kıyaslandığında, (D. Zhang vd., 2025) altı merkezden 866 hastayla 0,95 test AUC, (Oshino vd., 2025) ise 788 hastayla 0,93 test AUC bildirmiştir. Bu farkın kökeninde kohort büyüklüğü ve çok merkezlilik yatmaktadır. Mevcut çalışma tek merkezde 221 hasta ile sınırlıdır; tek-merkez kısıtı dikkate alındığında 0,784 değeri literatürdeki tek merkezli çalışmaların 0,85-0,95 aralığıyla uyumludur.

Yüksek AUC değerinin her zaman klinik faydaya dönüşmediği (Agyekum vd., 2025) örneğinde görülmektedir. Söz konusu çalışma doğrulama setinde 0,88 AUC elde etmiş, ancak duyarlılık %49 düzeyinde kalmıştır. Mevcut çalışmada en yüksek katlamadışı duyarlılık ResNet18 modelinde 0,9344 olarak bulunmuştur; bu, metastazlı olguların büyük bölümünün yakalandığı anlamına gelmektedir. EfficientNet-B0 ise 0,8852 duyarlılık ile yüksek bir yakalama oranı sağlamıştır. Klinik karar vermede yanlış negatif maliyetinin ağır basması durumunda yüksek duyarlılıklı bir model tercih edilebilir; EfficientNet-B0'ın yüksek duyarlılık ve AUC dengesi bu çalışmada tercih sebebi olmuştur.

Klasik makine öğrenmesi kolunda XGBoost 0,6745 OOF AUC ile öne çıkmıştır. Rastgele Orman da 0,6688 OOF AUC ile yakın bir başarım göstermiştir. Transfer öğrenmenin küçük verilerdeki etkisi açısından (S. Sun vd., 2022) karşılaştırmalı bir bulgu sunmuştur. O çalışmada 169 hastalık kohortta sıfırdan eğitilen hafif CNN 0,72 test AUC verirken, ImageNet ön eğitimli ResNet-101 aynı veride 0,60'ta kalmıştır. Mevcut çalışmada ImageNet ön eğitimli modellerin EfficientNet-B0 öncülüğünde 0,784 OOF AUC düzeyine ulaşması, iki aşamalı ince ayar stratejisinin bu riski telafi edebildiğini göstermektedir.



Şekil 5.1. Bu çalışmanın sınıflandırma yönünün literatürdeki diğer çalışmalar arasındaki konumu

Şekil 5.1'de, mevcut çalışmanın katlamadışı AUC değerini (EfficientNet-B0, 0,784) benzer kohort büyüklüğündeki tekil merkezli çalışmalarla yan yana göstermektedir. (S. Sun vd., 2022) tarafından 169 hastalık bir kohortta bildirilen 0,72 değeriyle karşılaştırıldığında, iki aşamalı ince ayar stratejisinin küçük veri koşullarında tutarlı bir kazanım sağladığı görülmektedir. (Agyekum vd., 2025) ise 0,88 AUC elde etmiş; ancak bu değer doğrulama seti üzerinden raporlanmıştır. Duyarlılık ve seçicilik profilleri incelendiğinde, yüksek AUC ile yüksek duyarlılığın eş zamanlı sağlanamadığı gözlemlenmektedir. Bu durum, eşik seçiminin model başarımı kadar belirleyici olduğunu ortaya koymaktadır.

5.3. Özellik Seçimi ve Füzyon Stratejileri

El yapımı özellikler üç kümede derlenmiştir. Birinci küme tanı ile doğrulanmış 124 özelliği (istatistiksel momentler, Gabor, FFT, GLCM, LBP) kapsamaktadır. İkinci küme 198 peritümöral dalgacık ve 23 Hilbert-Huang özelliğinden oluşmaktadır. Üçüncü

küme ise 300 ham doku ve sinyal özelliği içermektedir. Seçim üç adımda tamamlanmıştır: 0,92 eşikli korelasyon süzgeci 345 özelliği 169'a indirmiş, karşılıklı bilgi seçimi 30 özelliği belirlemiş ve bootstrap kararlılık testinde bu 30 özelliğin 24'ü kararlı bulunmuştur.

Karşılıklı bilgi sıralamasında en yüksek katkıyı veren özellikler arasında peritümöral bant 3. seviye yatay detay enerji oranı, peritümöral bant yaklaşım katsayılarının %75'lik dilimi ve peritümöral birleşik 3. seviye dikey detay enerjisi yer almıştır. Kaynak Taraması Çizelge 2.2'deki çalışmaların büyük bölümü standart doku tanımlayıcılarını (GLCM, LBP) ya da klasik dalgacık özetlerini kullanmaktadır. Peritümöral dalgacık ve Hilbert-Huang özelliklerinin bu sıralamada öne çıkması, mevcut çalışmanın alanda az rastlanan bir özellik kümesiyle çalıştığını göstermektedir.

Füzyon tarafında dört strateji denenmiştir. Olasılık ortalaması füzyonu (EfficientNet-B0 ve XGBoost) görüntü düzeyinde 0,7830 OOF AUC ve hasta düzeyinde 0,8056 AUC vermiştir; bu değer bireysel klasik modellerin üzerinde olmakla birlikte, çapraz uydurmalı istifleme ise görüntü düzeyinde 0,7920 OOF AUC ile en yüksek ayrım gücünü sağlamıştır. (Y. Chen vd., 2026; Gong vd., 2025; Oshino vd., 2025) çalışmaları da modalite ya da temsil türleri arasındaki geç füzyonun tekli girişe kıyasla tutarlı kazanım sağladığını ortaya koymuştur. (D. Zhang vd., 2025) tarafından önerilen primer tümör ve lenf nodunun birlikte modellenmesi yaklaşımı mevcut çalışmada uygulanmamıştır. Korteks ve hilusun ayrı maskelerle temsil edilmesi, ileride aynı hastadan alınan meme lezyonu görüntüleriyle oluşturulabilecek çift-ROI bir kurgu için kullanışlı bir temel oluşturmaktadır.

5.4. Cihaz İşaretlerinin Temizlenmesi ve Ön İşleme

Ultrason cihazları, ürettikleri görüntülere ölçüm işaretleri, prob etiketleri, hasta bilgileri ve kurumsal logolar ekler. Bu işaretlerin temizlenmemesi, derin öğrenme modellerinin doku yerine metin karakterlerine ya da ölçüm çizgilerine uyum sağlama riskini doğurur. Kaynak Taraması'nın 2.4 alt bölümünde belirtildiği gibi, incelenen çalışmaların neredeyse tamamında marker temizliği raporlanmamıştır. Yalnızca (Bove vd., 2022) coherence transport tabanlı inpainting ile sistematik bir giderim bildirmiştir. (W.-J. Zhou vd., 2021) çalışmasında eğitim AUC değerinin 0,85'ten test AUC değerinde 0,65'e gerilemesi, marker temizliğinin ihmal edildiği durumlarda görülebilecek aşırı uyumun somut bir örneği olarak değerlendirilebilir.

Mevcut çalışma, LaMa tabanlı görüntü tamamlama ile marker temizliğini sistematik biçimde uygulayan az sayıdaki örnekten biridir. Temizlenmiş yapay görüntülerin tamamı yalnızca eğitime eklenmiş, held-out katlamalara sızması engellenmiştir. Bu tercih, değerlendirme metriklerinin yapay görüntülerden kaynaklanmasını önler. Önişleme parametreleri sezgisel seçim yerine tanılama taramasıyla belirlenmiştir. Sınıflandırma için CLAHE clip=4, ızgara=16; segmentasyon için clip=3, ızgara=8 seçilmiştir. Tanılama deneylerinde CLAHE(4,16) yapılandırması 0,7222 ± 0,0694 doğrulama AUC ile en yüksek başarımı vermiş ve baz yönteme göre %16,1 AUC iyileşmesi sağlamıştır.

5.5. Açıklanabilirlik, Belirsizlik ve Dağılım Dışı Tespiti

Klinisyenin açıklanamayan bir modele güvenmesi beklenemez. Kaynak Taraması'nın 2.4 alt bölümünde belirtildiği gibi, SHAP, Grad-CAM ve LIME gibi

araçların kullanımı literatürde oldukça sınırlı kalmıştır. SHAP yalnızca (Bai vd., 2025; S. Wang vd., 2024; Yan vd., 2025) tarafından uygulanmış; Grad-CAM (W.-B. Li vd., 2023) tarafından, LIME ise (Y.-W. Lee vd., 2021) tarafından kullanılmıştır. Bu çalışma, klasik kol için XGBoost üzerinde TreeExplainer ile SHAP, derin öğrenme kolu için son evrişim katmanında Grad-CAM ve segmentasyon modelinin dikkat haritalarını bir arada sunmuştur. Üç aracın birlikte uygulandığı çalışma sayısı literatürde sınırlıdır; bu bütünlük, model kararlarının hem özellik düzeyinde hem de görüntü düzeyinde yorumlanmasına olanak tanımaktadır.

Dağılım dışı tespiti PCA-Mahalanobis yöntemiyle yürütülmüştür. Yüksek boyutlu uzayda kovaryans matrisinin tekil olması nedeniyle özgün Mahalanobis yöntemi test görüntülerinin tamamını dağılım dışı işaretlemiştir; PCA ile boyut indirgenerek bu güçlük aşılmıştır. n_pca=10 yapılandırmasıyla 145 görüntüden 8'i (%5,5) iç dağılım dışı aykırı değer olarak işaretlenmiştir. Karşılaştırmalı olarak Isolation Forest (kontaminasyon=0,05) da 8/145 görüntüyü (%5,5) dağılım dışı işaretlemiştir. İki yöntemin uyumsuzluğu, yöntem seçiminin dağılım dışı tespitindeki önemini somutlaştırmaktadır. MC Dropout ile dağılım dışı tespitinin birlikte uygulandığı çalışma sayısı literatürde azdır.

5.6. Kalibrasyon ve Klinik Karar Eşiği

Bir modelin olasılık çıktısının gerçek olasılığı yansıtması, klinik kullanım için ham AUC kadar önemlidir. Kalibrasyon sonuçları incelendiğinde, isotonic yönteminin XGBoost, LightGBM ve Voting Ensemble modellerinde ECE değerlerini belirgin biçimde düşürdüğü görülmektedir. XGBoost'ta 0,145'ten 0,064'e, LightGBM'de 0,264'ten 0,075'e ve Voting Ensemble'da 0,159'dan 0,119'a gerileyen bu değerler yöntemin etkinliğini ortaya koymaktadır. Rastgele Orman'da ise isotonic kalibrasyon ECE'yi 0,112'den 0,141'e yükseltmiştir. Derin öğrenme modellerinde ise sıcaklık ölçekleme yaklaşımı, bazı mimarilerde kalibrasyonu iyileştirmiştir; ConvNeXt-Tiny'de ECE 0,258'den 0,174'e düşmüştür. Bu bulgular, isotonic kalibrasyonun özellikle ağaç tabanlı sınıflandırıcılarda güvenilir olasılık çıktıları üretmede etkili olduğunu göstermektedir.

Kaynak Taraması Çizelge 2.2 incelendiğinde, ECE ya da Brier skoru gibi bir kalibrasyon ölçütünü klinik eşik optimizasyonuyla birlikte raporlayan bir çalışmaya neredeyse rastlanmamaktadır. Bu çalışma, sistematik kalibrasyon değerlendirmesini maliyet duyarlı eşik belirlemesiyle birlikte sunan az sayıdaki örneklerden biridir. Karar eğrisi analizinde t=0,30 eşiğinde net fayda değerleri elde edilmiştir. Kalibrasyon ve eşik analizleri aynı katlamadışı tahminler üzerinde uydurulup değerlendirildiğinden, bağımsız kalibrasyon kanıtı olarak sunulmamıştır.

5.7. Çalışmanın Sınırlılıkları

Segmentasyon değerlendirmesi, manuel korteks ve hilus anotasyonları bulunan 145 orijinal ultrason görüntüsü ve 111 hasta üzerinden gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın toplam veri kapsamı ise 221 hastaya ait 391 ultrason görüntüsünden (145 orijinal, 246 LaMa) oluşmaktadır. Havuzlanmış katlamadışı değerlendirme, küçük sabit test setine göre daha az değişkenlik göstermekle birlikte bağımsız dış doğrulamanın yerini almamaktadır. Bu sınırlılık değerlendirilirken Kaynak Taraması Çizelge 2.1'de N<200 olan çalışmaların çoğunlukta olduğu görülmektedir; dolayısıyla küçük örneklem alandaki genel durumu yansıtmaktadır. Çalışma tek merkezde ve retrospektif bir arşiv taramasına

dayalı olarak yürütülmüştür. Kaynak Taraması'nda 39 çalışmadan 34'ünün retrospektif olduğu, prospektif tasarımın yalnızca dört çalışmada benimsendiği hatırlanmalıdır. Bağımsız dış validasyon kohortu da bulunmamaktadır; ancak Kaynak Taraması'nda dış validasyon kullanan çalışma sayısının yalnızca 14 olduğu bilinmektedir.

Kullanılan görüntülerde DICOM piksel aralığı bilgisi bulunmadığından Hausdorff mesafesi raporlanamamıştır; bu durum segmentasyon sınır doğruluğunun tam değerlendirilmesini kısıtlamaktadır. Hilus segmentasyon başarımı iyileştirmeye açıktır; Dice değeri 0,6559, boş-GT yanlış pozitif oranı ise 0,667 düzeyindedir. Bu sınırlılık, literatürde çok az çalışmanın denediği korteks-hilus ayrımının gerçekleştirilmiş olması gerçeğiyle birlikte değerlendirilmelidir. Çalışmanın diğer sınırlılıkları şunlardır: (1) Tek merkezli ve retrospektif tasarım dış genellenebilirliği kısıtlamaktadır. (2) İşaretlemeler tek bir annotator tarafından yapılmış; gözlemciler arası güvenilirlik ölçülmemiştir. (3) Tarayıcı model, prob frekansı ve kazanç ayarları gibi cihaz metaverileri kayıt altına alınmamıştır. (4) Dış doğrulama gerçekleştirilmemiştir; prospektif bir çalışmada bağımsız kohortta başarımın onaylanması gerekmektedir.

5.8. Literatürdeki Boşluklarla İlişkisi

Kaynak Taraması'nın 2.4 alt bölümünde belirlenen boşluklar ile bu tezin durumu Çizelge 5.1'de karşılaştırmalı biçimde özetlenmiştir. Tablo, hangi boşlukların kapatıldığını ve hangilerinin açık kaldığını bir arada göstermektedir.

Çizelge 5.1. Kaynak Taraması 2.4 alt bölümündeki boşluklar ile bu tezdeki durumun karşılaştırması

Boşluk (Kaynak Taraması 2.4)	Bu tezdeki durum
Manuel ROI segmentasyonuna bağımlılık	Dikkat tabanlı U-Net ile otomatik segmentasyon uygulanmıştır. Eğitim için manuel işaret gereksinimi sürmüştür.
Marker temizliğinin ihmal edilmesi	LaMa tabanlı sistematik marker temizliği uygulanmıştır; literatürdeki az sayıdaki örnekten biridir.
Lenf nodu alt yapılarının ihmal edilmesi	Korteks ve hilus ayrı maskelerle modellenmiştir; bu yaklaşım literatürde az görülen bir ayrımdır.
Açıklanabilirlik araçlarının sınırlı kullanımı	SHAP, Grad-CAM ve dikkat haritaları birlikte uygulanmıştır; bu bütünlük literatürde az görülmektedir.
Belirsizlik ve dağılım dışı tespitinin eksikliği	MC Dropout ve PCA-Mahalanobis birlikte kullanılmıştır.
Kalibrasyon raporlamasının eksikliği	ECE ve Brier skoru katlamadışı tanılaması olarak raporlanmıştır; bağımsız doğrulama yapılmamıştır.

Çizelge 5.1'de, Kaynak Taraması'nın 2.4 alt bölümünde belirlenen literatür boşlukları ile bu tezin sağladığı katkılar karşılaştırmalı olarak özetlenmektedir.

6. SONUÇLAR

Bu çalışmada aksiller lenf nodu metastazını preoperatif ultrason görüntülerinden tahmin etmek için segmentasyon ve sınıflandırmayı birleştiren bir yapay zekâ hattı kurulmuştur. Tüm değerlendirmeler hasta izolasyonlu beş katlı katlamadışı değerlendirmesiyle gerçekleştirilmiştir; segmentasyon değerlendirmesi manuel korteks ve hilus anotasyonları bulunan 145 orijinal görüntü ve 111 hasta üzerinden, sınıflandırma ve füzyon değerlendirmeleri ise çalışmanın toplam veri kapsamı olan 221 hastaya ait 391 orijinal ultrason görüntüsü üzerinden yürütülmüştür.

Segmentasyon modelinde AttentionUNet korteks Dice 0,763, hilus Dice 0,656, ortalama ön plan Dice 0,710 elde etmiştir. Sınıflandırma tarafında en iyi bireysel derin öğrenme modeli EfficientNet-B0 olup görüntü düzeyinde 0,784, hasta düzeyinde ise 0,794 katlamadışı AUC değerine ulaşmıştır; en iyi klasik makine öğrenmesi modeli XGBoost (AUC 0,675) olmuştur. Üç füzyon stratejisi içinden çapraz uydurmalı istifleme en yüksek görüntü düzeyi AUC'yi (0,792) sağlarken, eşit ağırlıklı olasılık ortalaması (EfficientNet-B0 + XGBoost) en yüksek hasta düzeyi AUC'yi (0,806) üretmiştir. SHAP özellik sıralamasında peritümöral dalgacık ve GLCM özellikleri öne çıkmış; Grad-CAM ısı haritaları modelin ilgili anatomik bölgelere odaklandığını göstermiştir. MC Dropout belirsizlik analizi çapraz uydurmalı katlamadışı değerlendirmesiyle yürütülmüş; EfficientNet-B0 ortalama standart sapması 0,080 ile 145 görüntünün hiçbirinde belirsizlik eşiğini aşmamıştır. PCA-Mahalanobis ile dağılım dışı oran %5,5 olarak hesaplanmıştır.

Bu çalışmanın en özgün katkısı, lenf nodunu korteks ve hilus olmak üzere iki alt yapıya ayıran segmentasyon mimarisidir. Dikkat tabanlı U-Net, ASPP modülü, hilus kapısı ve bileşik kayıp fonksiyonunu içeren bu kurgu, Kaynak Taraması Çizelge 2.2'deki çalışmaların büyük bölümünde bulunmamaktadır. Kortikal kalınlaşma ve hilus silinmesi gibi klinik bulguların sayısal ölçümüne olanak tanıması, bu yaklaşımın tanısal değerini artırmaktadır.

Peritümöral dalgacık ve Hilbert-Huang özelliklerinin özellik kümesine eklenmesi, standart radyomik özelliklerin yanına frekans ve anlık fazlı gösterimlerin getirilmesi anlamına gelmektedir. Karşılıklı bilgi seçiminde bu özelliklerin üst sıralarda yer alması, katkısını sayısal olarak desteklemiştir. Marker temizliği ise Kaynak Taraması'nda yalnızca (Bove vd., 2022) tarafından raporlanan bir adımdır; LaMa tabanlı temizlik bu boşluğa katkı sunan az sayıdaki uygulamadan biridir.

Kalibrasyon analizleri havuzlanmış katlamadışı olasılıkları üzerinde yürütülmüş; ECE ve Brier skoru tanılayıcı ölçüt olarak raporlanmıştır. SHAP, Grad-CAM ve segmentasyon dikkat haritalarının bir arada sunulması, kararların hem özellik hem de görüntü düzeyinde yorumlanmasını sağlamıştır; bu bütünlük literatürde az görülen bir yapıdır. Son olarak MC Dropout ile belirsizlik kestirimi ve PCA-Mahalanobis ile dağılım dışı tespitinin birlikte kullanılması, modelin güvenilirliğinin çok boyutlu biçimde değerlendirilmesine katkı sunmaktadır.

Mevcut başarım düzeyi bağımsız dış doğrulama ile henüz sınanmamıştır; bu nedenle sunulan sonuçlar iç geçerlilik kapsamında değerlendirilmelidir. Geliştirilen model, radyolog kararını destekleyen ikinci bir görüş olarak konumlandırılabilir. Segmentasyon modeli korteks ve hilus alanlarını hesaplayarak korteks/hilus alan oranı gibi nicel biyobelirteçler üretebilir; bu ölçütlerin klinik karar ağaçlarına eklenmesi değerlendirilebilir. Çapraz uydurmalı istiflemenin görüntü düzeyinde, eşit ağırlıklı

olasılık ortalamasının ise hasta düzeyinde en yüksek ayrımı sağlaması, görüntü temelli derin öğrenme ile el yapımı doku ve frekans özelliklerinin tamamlayıcı bilgi taşıdığını göstermektedir. Gelecek çalışmalarda çok merkezli veri üzerinde prospektif dış doğrulama yapılması, sunulan sonuçların genellenebilirliğini sınamak açısından hedeflenmektedir.

7. KAYNAKLAR

Agyekum, E. A., Kong, W., Agyekum, D. N., Issaka, E., Wang, X., Ren, Y., Tan, G., Jiang, X., Shen, X. and Qian, X. 2025. Ultrasound derived deep learning features for predicting axillary lymph node metastasis in breast cancer using graph convolutional networks in a multicenter study. Scientific Reports, 15(1): 27796. https://doi.org/10.1038/s41598-025-13086-0.

Avisdris, N., Yehuda, B., Ben-Zvi, O., Link-Sourani, D., Ben-Sira, L., Miller, E., Zharkov, E., Ben-Bashat, D. and Joskowicz, L. 2021. Automatic linear measurements of the fetal brain on MRI with deep neural networks. Research Square. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-161025/v1.

Bai, G., Zhong, X., Wu, Y., Lin, W., Zhou, S. and Zhou, P. 2025. Predicting Axillary Lymph Node Metastasis in Breast Cancer Using Ultrasound and Machine Learning with SHAP. Cancer Management and Research, 17, 2183-2197. https://doi.org/10.2147/CMAR.S542680.

Benjamini, Y. and Hochberg, Y. 1995. Controlling the false discovery rate: A practical and powerful approach to multiple testing. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 57(1): 289-300. https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1995.tb02031.x.

Bove, S., Comes, M. C., Lorusso, V., Cristofaro, C., Didonna, V., Gatta, G., Giotta, F., La Forgia, D., Latorre, A., Pastena, M. I., Petruzzellis, N., Pomarico, D., Rinaldi, L., Tamborra, P., Zito, A., Fanizzi, A. and Massafra, R. 2022. A ultrasound-based radiomic approach to predict the nodal status in clinically negative breast cancer patients. Scientific Reports, 12(1): 7914. https://doi.org/10.1038/s41598-022-11876-4.

Breiman, L. 2001. Random Forests. Machine Learning, 45(1): 5-32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324.

Brier, G. W. 1950. Verification of Forecasts Expressed in Terms of Probability. Monthly Weather Review, 78(1): 1-3. https://doi.org/10.1175/1520-0493(1950)078%3C0001:VOFEIT%3E2.0.CO;2.

Buades, A., Coll, B. and Morel, J.-M. 2011. Non-Local Means Denoising. Image Processing On Line, 1, 208-212. https://doi.org/10.5201/ipol.2011.bcm_nlm.

Cai, R., Deng, L., Zhang, H., Zhang, H. and Wu, Q. 2024. A non-invasive preoperative prediction model for predicting axillary lymph node metastasis in breast cancer based on a machine learning approach: Combining ultrasonographic parameters and breast gamma specific imaging features. Radiation Oncology, 19(1): 63. https://doi.org/10.1186/s13014-024-02453-2.

Chen, G., Liu, Y., Qian, J., Zhang, J., Yin, X., Cui, L. and Dai, Y. 2023. DSEU-net: A novel deep supervision SEU-net for medical ultrasound image segmentation. Expert Systems with Applications, 223, 119939. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119939.

Chen, G., Li, L., Dai, Y., Zhang, J. and Yap, M. H. 2023. AAU-Net: An Adaptive Attention U-Net for Breast Lesions Segmentation in Ultrasound Images. IEEE

Transactions on Medical Imaging, 42(5): 1289-1300. https://doi.org/10.1109/TMI.2022.3226268.

Chen, J., Qiu, X., Zheng, Y., Liao, Y., Yang, W., Gu, J., Yan, C., Meng, L., Cheng, J., Jiang, T. and Lai, X. 2025. Non-Invasive Prediction of Axillary Lymph Node Metastasis in Breast Cancer Using Combined Clinical, Radiomics, and Deep Learning Features. International Journal of Imaging Systems and Technology, 35(6): e70248. https://doi.org/10.1002/ima.70248.

Chen, L.-C., Papandreou, G., Kokkinos, I., Murphy, K. and Yuille, A. L. 2018. DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 40(4): 834-848. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2017.2699184.

Chen, T. and Guestrin, C. 2016. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pp. 785-794. https://doi.org/10.1145/2939672.2939785.

Chen, Y., Liu, N., Lin, R., Huang, D., Pan, L., Chen, X., Tang, M., Zhan, L., Huang, Y., Chen, J., Huang, P. and Tang, L. 2026. Enhancing the Prediction of Axillary Lymph Node Metastasis in Breast Cancer through Habitat-Based Radiomics and Voting Algorithms. Ultrasound in Medicine & Biology, 52(1): 133-141. https://doi.org/10.1016/j.ultrasmedbio.2025.09.001.

Chen, Z., Zha, H., Yao, Q., Zhang, W., Zhou, G. and Li, C. 2024. Predicting Pathological Characteristics of HER2-Positive Breast Cancer from Ultrasound Images: A Deep Ensemble Approach. Journal of Imaging Informatics in Medicine, 38(2): 850-857. https://doi.org/10.1007/s10278-024-01229-0.

Chernozhukov, V., Chetverikov, D., Demirer, M., Duflo, E., Hansen, C., Newey, W. and Robins, J. 2018. Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters. The Econometrics Journal, 21(1): C1-C68. https://doi.org/10.1111/ectj.12097.

Cover, T. M. 1999. Elements of information theory. John Wiley & Sons.

DeLong, E. R., DeLong, D. M. and Clarke-Pearson, D. L. 1988. Comparing the Areas under Two or More Correlated Receiver Operating Characteristic Curves: A Nonparametric Approach. Biometrics, 44(3): 837-845. https://doi.org/10.2307/2531595.

Dietterich, T. G. 2000. Ensemble Methods in Machine Learning. Multiple Classifier Systems, 1-15. https://doi.org/10.1007/3-540-45014-9_1.

Dong, L., Cai, X., Ge, H., Sun, L., Pan, X., Sun, F. and Meng, Q. 2025. Breast Cancer Diagnosis Using a Dual-Modality Complementary Deep Learning Network With Integrated Attention Mechanism Fusion of B-Mode Ultrasound and Shear Wave Elastography. Ultrasound in Medicine & Biology, 51(11): 2135-2143. https://doi.org/10.1016/j.ultrasmedbio.2025.08.007.

Efron, B. and Tibshirani, R. J. 1994. An introduction to the bootstrap. Chapman and Hall/CRC.

Elfwing, S., Uchibe, E. and Doya, K. 2017. Sigmoid-Weighted Linear Units for Neural Network Function Approximation in Reinforcement Learning (arXiv:1702.03118). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1702.03118.

Faust, O., Acharya, U. R., Meiburger, K. M., Molinari, F., Koh, J. E. W., Yeong, C. H., Kongmebhol, P. and Ng, K. H. 2018. Comparative assessment of texture features for the identification of cancer in ultrasound images: A review. Biocybernetics and Biomedical Engineering, 38(2): 275-296. https://doi.org/10.1016/j.bbe.2018.01.001.

Fawcett, T. 2006. An introduction to ROC analysis. ROC Analysis in Pattern Recognition, 27(8): 861-874. https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010.

Friedman, J. H. 2001. Greedy function approximation: A gradient boosting machine. Annals of statistics, 1189-1232.

Fu, Y., Lei, Y.-T., Huang, Y.-H., Mei, F., Wang, S., Yan, K., Wang, Y.-H., Ma, Y.-H. and Cui, L.-G. 2024. Longitudinal ultrasound-based AI model predicts axillary lymph node response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer: A multicenter study. European Radiology, 34(11): 7080-7089. https://doi.org/10.1007/s00330-024-10786-5.

Gabor, D. 1946. Theory of communication. Part 1: The analysis of information. Journal of the Institution of Electrical Engineers - Part III: Radio and Communication Engineering, 93(26): 429-441. https://doi.org/10.1049/ji-3-2.1946.0074.

Gal, Y. and Ghahramani, Z. 2016. A Theoretically Grounded Application of Dropout in Recurrent Neural Networks. In: D. Lee, M. Sugiyama, U. Luxburg, I. Guyon, & R. Garnett (Ed.), Advances in Neural Information Processing Systems (Vol. 29). Curran Associates, Inc. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2016/file/076a0c97d09cf1a0ec3e19c7f2529f2b-Paper.pdf.

Gal, Y. and Ghahramani, Z. 2016. Dropout as a Bayesian Approximation: Representing Model Uncertainty in Deep Learning (arXiv:1506.02142). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.02142.

Gong, C., Wu, Y., Zhang, G., Liu, X., Zhu, X., Cai, N. and Li, J. 2025. Computer-assisted diagnosis for axillary lymph node metastasis of early breast cancer based on transformer with dual-modal adaptive mid-term fusion using ultrasound elastography. Computerized Medical Imaging and Graphics, 119, 102472. https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2024.102472.

Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. 2017. Digital image processing (Fourth edition, global edition). Pearson.

Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. and Bengio, Y. 2016. Deep learning (C. 1). MIT press Cambridge.

Guo, C., Pleiss, G., Sun, Y. and Weinberger, K. Q. 2017. On Calibration of Modern Neural Networks. In: D. Precup & Y. W. Teh (Ed.), Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning (Vol. 70, pp. 1321-1330). PMLR. https://proceedings.mlr.press/v70/guo17a.html.

Guvenc, S. and Akduran, F. 2025. Cancers Frequently Encountered in Türkiye and Worldwide and the Role of Nurses in Cancer Prevention. Sakarya Universitesi Holistik Saglik Dergisi, 8(1): 61-70. https://doi.org/10.54803/sauhsd.1589761.

Haralick, R. M., Shanmugam, K. and Dinstein, I. 1973. Textural Features for Image Classification. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-3(6), 610-621. https://doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314.

Hastie, T., Tibshirani, R. and Friedman, J. 2009. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction.* 2nd ed. Springer, New York, 745 p.

Hendrycks, D. and Gimpel, K. 2023. Gaussian Error Linear Units (GELUs) (arXiv:1606.08415). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1606.08415.

He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J. 2015. Deep Residual Learning for Image Recognition (arXiv:1512.03385). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1512.03385.

He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J. 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition. 770-778. https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2016/html/He_Deep_Residual_Learning_CVPR_2016_paper.html.

Hong, Z.-L., Peng, X.-R., Liang, X., Zeng, X.-T., Yang, J.-C. and Wu, S.-S. 2026. Ultrasound radiomics predicts preoperative axillary lymph node metastasis status in early-stage breast cancer to support surgical decisions: A machine learning, monocenter study. Frontiers in Oncology, 15, 1680160. https://doi.org/10.3389/fonc.2025.1680160.

Hosmer, D., Lemeshow, S. and Sturdivant, R. 2013. Logistic regression diagnostics. Applied logistic regression, 2: 167-185.

Huang, N. E. 2014. Hilbert-Huang transform and its applications (C. 16). World scientific.

Huang, R., Tang, M., Pan, L., Zheng, S., Chen, S. and Chen, Y. 2025. Predicting Axillary Lymph Node Metastasis of Breast Cancer Using Joint Pre-Trained Fine-Tuning and Contrastive Learning for Contrast-Enhanced Ultrasound. Bioengineering, 12(12): 1335. https://doi.org/10.3390/bioengineering12121335.

Ioffe, S. and Szegedy, C. 2015. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift. Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning, pp. 448-456. https://proceedings.mlr.press/v37/ioffe15.html.

Jolliffe, I. T. 2002. Graphical representation of data using principal components. In: Principal component analysis (pp. 64-91). Springer.

Karimi, D., Zeng, Q., Mathur, P., Avinash, A., Mahdavi, S., Spadinger, I., Abolmaesumi, P. and Salcudean, S. E. 2019. Accurate and robust deep learning-based segmentation of the prostate clinical target volume in ultrasound images. Medical Image Analysis, 57, 186-196. https://doi.org/10.1016/j.media.2019.07.005.

Kendall, A. and Gal, Y. 2017. What Uncertainties Do We Need in Bayesian Deep Learning for Computer Vision? İçinde I. Guyon, U. V. Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, & R. Garnett (Ed.), Advances in Neural

Information Processing Systems (Vol. 30). Curran Associates, Inc. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/2650d6089a6d640c5e85b2b88265dc2b-Paper.pdf.

Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q. and Liu, T.-Y. 2017. LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree. Advances in Neural Information Processing Systems, 30. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/hash/6449f44a102fde848669bdd9eb6b76fa-Abstract.html.

Kim, J., Harper, A., McCormack, V., Sung, H., Houssami, N., Morgan, E., Mutebi, M., Garvey, G., Soerjomataram, I. and Fidler-Benaoudia, M. M. 2025. Global patterns and trends in breast cancer incidence and mortality across 185 countries. Nature Medicine, 31(4): 1154-1162. https://doi.org/10.1038/s41591-025-03502-3.

Lee, K., Lee, K., Lee, H. and Shin, J. 2018. A Simple Unified Framework for Detecting Out-of-Distribution Samples and Adversarial Attacks. In: S. Bengio, H. Wallach, H. Larochelle, K. Grauman, N. Cesa-Bianchi, & R. Garnett (Ed.), Advances in Neural Information Processing Systems (Vol. 31). Curran Associates, Inc. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2018/file/abdeb6f575ac5c6676b747bca8d09cc2-Paper.pdf.

Lee, S. E., Sim, Y., Kim, S. and Kim, E.-K. 2021. Predictive performance of ultrasonography-based radiomics for axillary lymph node metastasis in the preoperative evaluation of breast cancer. Ultrasonography, 40(1): 93-102. https://doi.org/10.14366/usg.20026.

Lee, Y.-W., Huang, C.-S., Shih, C.-C. and Chang, R.-F. 2021. Axillary lymph node metastasis status prediction of early-stage breast cancer using convolutional neural networks. Computers in Biology and Medicine, 130, 104206. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2020.104206.

Liu, F. T., Ting, K. M. and Zhou, Z.-H. 2008. Isolation Forest. 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining, pp. 413-422. https://doi.org/10.1109/ICDM.2008.17.

Liu, W., Li, R., Zhan, Y., Bi, Y. and Peng, M. 2025. Ultrasound-based radiomics model for predicting axillary lymph node metastasis of breast cancer. BMC Medical Imaging, 25(1): 434. https://doi.org/10.1186/s12880-025-01978-6.

Liu, Y.-X., Liu, Q.-H., Hu, Q.-H., Shi, J.-Y., Liu, G.-L., Liu, H. and Shu, S.-C. 2025. Ultrasound-Based Deep Learning Radiomics Nomogram for Tumor and Axillary Lymph Node Status Prediction After Neoadjuvant Chemotherapy. Academic Radiology, 32(1): 12-23. https://doi.org/10.1016/j.acra.2024.07.036.

Liu, Z., Mao, H., Wu, C.-Y., Feichtenhofer, C., Darrell, T. and Xie, S. 2022. A ConvNet for the 2020s (arXiv:2201.03545). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2201.03545.

Liu, Z., Mao, H., Wu, C.-Y., Feichtenhofer, C., Darrell, T. and Xie, S. 2022. A ConvNet for the 2020s. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 11966-11976. https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.01167.

Li, J., Nian, C., Ze-Ming, X., Jingwen, Z. and Kemin, H. 2021. Developing and validating deep learning-based heterogeneous model to improve diagnostic performance of ultrasound elastography for axillary lymph node metastasis of early breast cancer. Journal of Clinical Oncology, 39(15_suppl), e12583-e12583. https://doi.org/10.1200/JCO.2021.39.15_suppl.e12583.

Li, S. Y., Li, Y. M., Fang, Y. Q., Jin, Z. Y., Li, J. K., Zou, X. M., Huang, S. S., Niu, R. L., Fu, N. Q., Shao, Y. H., Gong, X. T., Li, M. R., Wang, W. and Wang, Z. L. 2025. Contrast-enhanced ultrasound radiomics model for predicting axillary lymph node metastasis and prognosis in breast cancer: A multicenter study. BMC Cancer, 25(1): 1315. https://doi.org/10.1186/s12885-025-14632-9.

Li, W.-B., Du, Z.-C., Liu, Y.-J., Gao, J.-X., Wang, J.-G., Dai, Q. and Huang, W.-H. 2023. Prediction of axillary lymph node metastasis in early breast cancer patients with ultrasonic videos based deep learning. Frontiers in Oncology, 13, 1219838. https://doi.org/10.3389/fonc.2023.1219838.

Li, X., Yang, L. and Jiao, X. 2023. Comparison of Traditional Radiomics, Deep Learning Radiomics and Fusion Methods for Axillary Lymph Node Metastasis Prediction in Breast Cancer. Academic Radiology, 30(7): 1281-1287. https://doi.org/10.1016/j.acra.2022.10.015.

Li, Y., Han, D., Shen, C. and Duan, X. 2023. Construction of a comprehensive predictive model for axillary lymph node metastasis in breast cancer: A retrospective study. BMC Cancer, 23(1): 1028. https://doi.org/10.1186/s12885-023-11498-7.

Loshchilov, I. and Hutter, F. 2017. Decoupled weight decay regularization. arXiv preprint arXiv:1711.05101.

Loshchilov, I. and Hutter, F. 2017. SGDR: Stochastic Gradient Descent with Warm Restarts (arXiv:1608.03983). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1608.03983.

Lundberg, S. and Lee, S.-I. 2017. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions (arXiv:1705.07874). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874.

Mahalanobis, P. C. 1936. A Note on the Statistical and Biometric Writings of Karl Pearson. Sankhyā: The Indian Journal of Statistics (1933-1960), 2(4): 411-422. JSTOR.

Mallat, S. G. 1989. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 11(7): 674-693. https://doi.org/10.1109/34.192463.

Milletari, F., Navab, N. and Ahmadi, S.-A. 2016. V-Net: Fully Convolutional Neural Networks for Volumetric Medical Image Segmentation. 2016 Fourth International Conference on 3D Vision (3DV), pp. 565-571. https://doi.org/10.1109/3DV.2016.79.

Nair, V. and Hinton, G. E. 2010. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines. Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML-10), pp. 807-814.

Nelder, J. A. and Wedderburn, R. W. M. 1972. Generalized Linear Models. Royal Statistical Society. Journal. Series A: General, 135(3): 370-384. https://doi.org/10.2307/2344614.

Niculescu-Mizil, A. and Caruana, R. 2005. Obtaining Calibrated Probabilities from Boosting. UAI, 5, pp. 413-420.

Obuchowski, N. A. and McCLISH, D. K. 1997. Sample Size Determination for Diagnostic Accuracy Studies Involving Binormal Roc Curve Indices. Statistics in Medicine, 16(13): 1529-1542. https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0258(19970715)16:13%3C1529::AID-SIM565%3E3.0.CO;2-H.

Ojala, T., Pietikäinen, M. and Mäenpää, T. 2001. A generalized local binary pattern operator for multiresolution gray scale and rotation invariant texture classification. International conference on advances in pattern recognition, pp. 399-408.

Oktay, O., Schlemper, J., Folgoc, L. L., Lee, M., Heinrich, M., Misawa, K., Mori, K., McDonagh, S., Hammerla, N. Y., Kainz, B., Glocker, B. and Rueckert, D. 2018. Attention U-Net: Learning Where to Look for the Pancreas (arXiv:1804.03999). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.03999.

Oshino, T., Enda, K., Shimizu, H., Sato, M., Nishida, M., Kato, F., Oda, Y., Hosoda, M., Kudo, K., Iwasaki, N., Tanaka, S. and Takahashi, M. 2025. Artificial intelligence can extract important features for diagnosing axillary lymph node metastasis in early breast cancer using contrast-enhanced ultrasonography. Scientific Reports, 15(1): 5648. https://doi.org/10.1038/s41598-025-90099-9.

Pan, S. J. and Yang, Q. 2010. A Survey on Transfer Learning. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 22(10): 1345-1359. https://doi.org/10.1109/TKDE.2009.191.

Peng, H., Long, F. and Ding, C. 2005. Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 27(8): 1226-1238.

Pham, T., Faust, O., Koh, J. E. W., Ciaccio, E. J., Barua, P. D., Omar, N., Ng, W. L., Ab Mumin, N., Rahmat, K. and Acharya, U. R. 2022. Fusion of B-mode and shear wave elastography ultrasound features for automated detection of axillary lymph node metastasis in breast carcinoma. Expert Systems, 39(5): e12947. https://doi.org/10.1111/exsy.12947.

Polyak, B. T. and Juditsky, A. B. 1992. Acceleration of Stochastic Approximation by Averaging. SIAM Journal on Control and Optimization, 30(4): 838-855. https://doi.org/10.1137/0330046.

Qian, L., Liu, X., Zhou, S., Zhi, W., Zhang, K., Li, H., Li, J. and Chang, C. 2024. A cutting-edge deep learning-and-radiomics-based ultrasound nomogram for precise prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer patients ≥ 75 years. Frontiers in Endocrinology, 15, 1323452. https://doi.org/10.3389/fendo.2024.1323452.

Qiu, X., Jiang, Y., Zhao, Q., Yan, C., Huang, M. and Jiang, T. 2020. Could Ultrasound-Based Radiomics Noninvasively Predict Axillary Lymph Node Metastasis in Breast Cancer? Journal of Ultrasound in Medicine, 39(10), 1897-1905. https://doi.org/10.1002/jum.15294.

Ronneberger, O., Fischer, P. and Brox, T. 2015. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (arXiv:1505.04597). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1505.04597.

Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A. and Chen, L.-C. 2018. MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks. 4510-4520. https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2018/html/Sandler_MobileNetV2_Inverted_Residuals_CVPR_2018_paper.html.

Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A. and Chen, L.-C. 2019. MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks (arXiv:1801.04381). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1801.04381.

Schmidt, C. and Overhoff, H. M. 2025. PCA for Enhanced Cross-Dataset Generalizability in Breast Ultrasound Tumor Segmentation (arXiv:2505.23587; Versiyon 1). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.23587.

Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D. and Batra, D. 2020. Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization. International Journal of Computer Vision, 128(2): 336-359. https://doi.org/10.1007/s11263-019-01228-7.

Shi, F., Yang, Q., Guo, X., Qureshi, T. A., Tian, Z., Miao, H., Dey, D., Li, D. and Fan, Z. 2019. Intracranial Vessel Wall Segmentation Using Convolutional Neural Networks. IEEE transactions on bio-medical engineering, 66(10): 2840-2847. https://doi.org/10.1109/TBME.2019.2896972.

Soille, P. and others. 1999. Morphological image analysis: Principles and applications (C. 2). Springer.

Sokolova, M. and Lapalme, G. 2009. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. Information Processing & Management, 45(4): 427-437. https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002.

Srivastava, N., Hinton, G. E., Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Salakhutdinov, R. R. 2014. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. Journal of Machine Learning Research, 15: 1929-1958.

Sun, C., Gong, X., Hou, L., Yang, D., Li, Q., Li, L. and Wang, Y. 2024. A nomogram based on conventional and contrast-enhanced ultrasound radiomics for the noninvasively prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer patients. Frontiers in Oncology, 14, 1400872. https://doi.org/10.3389/fonc.2024.1400872.

Sun, P., Guo, R., Hu, X., Dekker, A., Traverso, A., Qian, L. and Wang, Z. 2024. Predicting axillary lymph node metastasis in breast cancer based on ultrasound radiofrequency time-series analysis. Acta Radiologica, 65(10): 1178-1185. https://doi.org/10.1177/02841851241268463.

Sun, Q., Lin, X., Zhao, Y., Li, L., Yan, K., Liang, D., Sun, D. and Li, Z.-C. 2020. Deep Learning vs. Radiomics for Predicting Axillary Lymph Node Metastasis of Breast Cancer Using Ultrasound Images: Don't Forget the Peritumoral Region. Frontiers in Oncology, 10, 53. https://doi.org/10.3389/fonc.2020.00053.

Sun, S., Mutasa, S., Liu, M. Z., Nemer, J., Sun, M., Siddique, M., Desperito, E., Jambawalikar, S. and Ha, R. S. 2022. Deep learning prediction of axillary lymph node status using ultrasound images. Computers in Biology and Medicine, 143, 105250. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2022.105250.

Szeliski, R. 2022. Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-34372-9.

Tan, M. and Le, Q. 2019. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks. Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning, pp. 6105-6114. https://proceedings.mlr.press/v97/tan19a.html.

Tan, M. and Le, Q. V. 2020. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks (arXiv:1905.11946). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.11946.

Tibshirani, R. 1996. Regression shrinkage and selection via the lasso. Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology, 58(1): 267-288.

Vickers, A. J. and Elkin, E. B. 2006. Decision curve analysis: A novel method for evaluating prediction models. Medical Decision Making, 26(6): 565-574. https://doi.org/10.1177/0272989X0629536.

Wang, H., Yang, X., Chen, F., Qin, Y., Li, X., Ma, S., Lei, J., Nan, C., Zhang, W., Chen, W. and Guo, S. 2023. Non-invasive Assessment of Axillary Lymph Node Metastasis Risk in Early Invasive Breast Cancer Adopting Automated Breast Volume Scanning-Based Radiomics Nomogram: A Multicenter Study. Ultrasound in Medicine & Biology, 49(5): 1202-1211. https://doi.org/10.1016/j.ultrasmedbio.2023.01.006.

Wang, S., Cao, C., Du, T., Wang, J., Li, J., Li, W. and Chen, M. 2024. Machine Learning Model for Predicting Axillary Lymph Node Metastasis in Clinically Node Positive Breast Cancer Based on Peritumoral Ultrasound Radiomics and SHAP Feature Analysis. Journal of Ultrasound in Medicine, 43(9): 1611-1625. https://doi.org/10.1002/jum.16483.

Wang, S.-R., Tian, F., Zhu, T., Cao, C.-L., Wang, J.-L., Li, W.-X., Li, J. and Hou, J.-X. 2025. Machine learning-driven ultrasound radiomics for assessing axillary lymph node burden in breast cancer. Frontiers in Endocrinology, 16, 1548888. https://doi.org/10.3389/fendo.2025.1548888.

Wang, X., Nie, L., Zhu, Q., Zuo, Z., Liu, G., Sun, Q., Zhai, J. and Li, J. 2024. Artificial intelligence assisted ultrasound for the non-invasive prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer. BMC Cancer, 24(1): 910. https://doi.org/10.1186/s12885-024-12619-6.

Winiarski, S., Radziszewski, M., Wiśniewski, M., Cisek, J., Wąsowski, D., Plewczyński, D., Górska, K. and Korczyński, P. 2025. Integrating Artificial Intelligence in Bronchoscopy and Endobronchial Ultrasound (EBUS) for Lung Cancer Diagnosis and Staging: A Comprehensive Review. Cancers, 17(17): 2835. https://doi.org/10.3390/cancers17172835.

Wolpert, D. H. 1992. Stacked generalization. Neural networks, 5(2): 241-259.

Yan, M., He, D., Sun, Y., Huang, L., Cai, L., Wang, C., Yao, J., Li, X., Song, H. and Yang, C. 2025. Comparative Analysis of Nomogram and Machine Learning Models for Predicting Axillary Lymph Node Metastasis in Early-Stage Breast Cancer: A Study on Clinically and Ultrasound-Negative Axillary Cases Across Two Centers. Ultrasound in Medicine & Biology, 51(3): 463-474. https://doi.org/10.1016/j.ultrasmedbio.2024.11.003.

Ye, X. 2024. Ultrasound-based radiomics nomogram for predicting axillary lymph node metastasis in invasive breast cancer. American Journal of Translational Research, 16(6): 2398-2410. https://doi.org/10.62347/KEPZ9726.

Youden, W. J. 1950. Index for rating diagnostic tests. Cancer, 3(1): 32-35. https://doi.org/10.1002/1097-0142(1950)3:1%3C32::AID-CNCR2820030106%3E3.0.CO;2-3.

You, J., Huang, Y., Ouyang, L., Zhang, X., Chen, P., Wu, X., Jin, Z., Shen, H., Zhang, L., Chen, Q., Pei, S., Zhang, B. and Zhang, S. 2024. Automated and reusable deep learning (AutoRDL) framework for predicting response to neoadjuvant chemotherapy and axillary lymph node metastasis in breast cancer using ultrasound images: A retrospective, multicentre study. eClinicalMedicine, 69, 102499. https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2024.102499.

Zhang, D., Zhou, W., Lu, W.-W., Qin, X.-C., Zhang, X.-Y., Luo, Y.-H., Wu, J., Wang, J.-L., Zhao, J.-J. and Zhang, C.-X. 2025. Ultrasound-based deep learning radiomics for enhanced axillary lymph node metastasis assessment: A multicenter study. The Oncologist, 30(5): oyaf090. https://doi.org/10.1093/oncolo/oyaf090.

Zhang, L., Jia, Z., Leng, X. and Ma, F. 2021. Artificial Intelligence Algorithm-Based Ultrasound Image Segmentation Technology in the Diagnosis of Breast Cancer Axillary Lymph Node Metastasis. Journal of Healthcare Engineering, 2021, 1-8. https://doi.org/10.1155/2021/8830260.

Zhang, W., Wang, S., Wang, Y., Sun, J., Wei, H., Xue, W., Dong, X. and Wang, X. 2024. Ultrasound-based radiomics nomogram for predicting axillary lymph node metastasis in early-stage breast cancer. La Radiologia Medica, 129(2): 211-221. https://doi.org/10.1007/s11547-024-01768-0.

Zhang, Z., Li, Y., Wu, W., Chen, H., Cheng, L. and Wang, S. 2021. Tumor detection using deep learning method in automated breast ultrasound. Biomedical Signal Processing and Control, 68, 102677. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102677.

Zheng, X., Yao, Z., Huang, Y., Yu, Y., Wang, Y., Liu, Y., Mao, R., Li, F., Xiao, Y., Wang, Y., Hu, Y., Yu, J. and Zhou, J. 2020. Deep learning radiomics can predict axillary lymph node status in early-stage breast cancer. Nature Communications, 11(1): 1236. https://doi.org/10.1038/s41467-020-15027-z.

Zhou, Q., Zhou, Y., Hou, N., Zhang, Y., Zhu, G. and Li, L. 2024. DFA-UNet: Dual-stream feature-fusion attention U-Net for lymph node segmentation in lung cancer diagnosis. Frontiers in Neuroscience, 18, 1448294. https://doi.org/10.3389/fnins.2024.1448294.

Zhou, W.-J., Zhang, Y.-D., Kong, W.-T., Zhang, C.-X. and Zhang, B. 2021. Preoperative prediction of axillary lymph node metastasis in patients with breast cancer based

on radiomics of gray-scale ultrasonography. Gland Surgery, 10(6): 1989-2001. https://doi.org/10.21037/gs-21-315.

Zhou, Z.-H. 2025. Ensemble methods: Foundations and algorithms. Chapman and Hall/CRC.

Zou, H. and Hastie, T. 2005. Regularization and variable selection via the elastic net. Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology, 67(2): 301-320.

Zuiderveld, K. 1994. Contrast limited adaptive histogram equalization. In: Graphics gems IV (pp. 474-485). Academic Press Professional, Inc.

8. EKLER

Ek A: ALNMARK Arayüzü

Görüntü dosyaları ile klinik kayıtların eşleştirilmesi Excel işleme modülü tarafından yürütülmektedir. Bu modül Excel veri yöneticisi, hasta klasörü yükleyici, ALN ultrason yükleyici ve karakter dizisi normalleştirici sınıflarından oluşur. Görüntü klasör adları Hasta klasörü Excel dosyası ve ALN ultrason veri Excel dosyası tablolarıyla otomatik olarak eşlenmektedir. Türkçeye özgü karakterlerin eşleştirme başarımını düşürmemesi için karakter dizisi normalleştirici sınıfı özel bir ASCII eşleme tablosu üzerinden adları normalleştirir; ı, İ, ğ, Ğ, ü, Ü, ş, Ş, ö, Ö, ç, Ç karakterleri bu tabloda karşılıklı eşlenmektedir. Doğrudan eşleşme sağlanamadığında sistem, tire ve boşluk farklılıkları ile küçük yazım hatalarını tolere eden bulanık eşleme yöntemlerini devreye sokar. Eşleşme başarılı olduğunda hastanın poliklinik numarası ve patoloji durumu işaretleme arayüzünde görüntülenmektedir.

Yazılım çeşitli görüntü biçimlerini desteklemektedir. Kayıpsız biçimler (PNG, TIFF, BMP), kayıplı biçimler (JPEG, WEBP), akıllı telefon kökenli görüntüler (HEIC, AVIF, DNG) ve ham tıbbi görüntüler (DICOM) doğrudan açılabilmektedir. Dosya bütünlüğü iki aşamalı kontrolle doğrulanmaktadır: önce uzantı incelenmekte, ardından sihirli bayt imzası yöntemiyle gerçek biçim tespit edilmektedir. HEIC ve benzeri biçimler pillow-heif kütüphanesiyle PNG'ye dönüştürülmekte; DICOM dosyaları için pydicom ile pencere merkezi ve pencere genişliği ölçeklemesi uygulanmaktadır. Bu işlemin çıktısı tek kanallı sekiz bitlik gri tonlamalı matrislerdir.

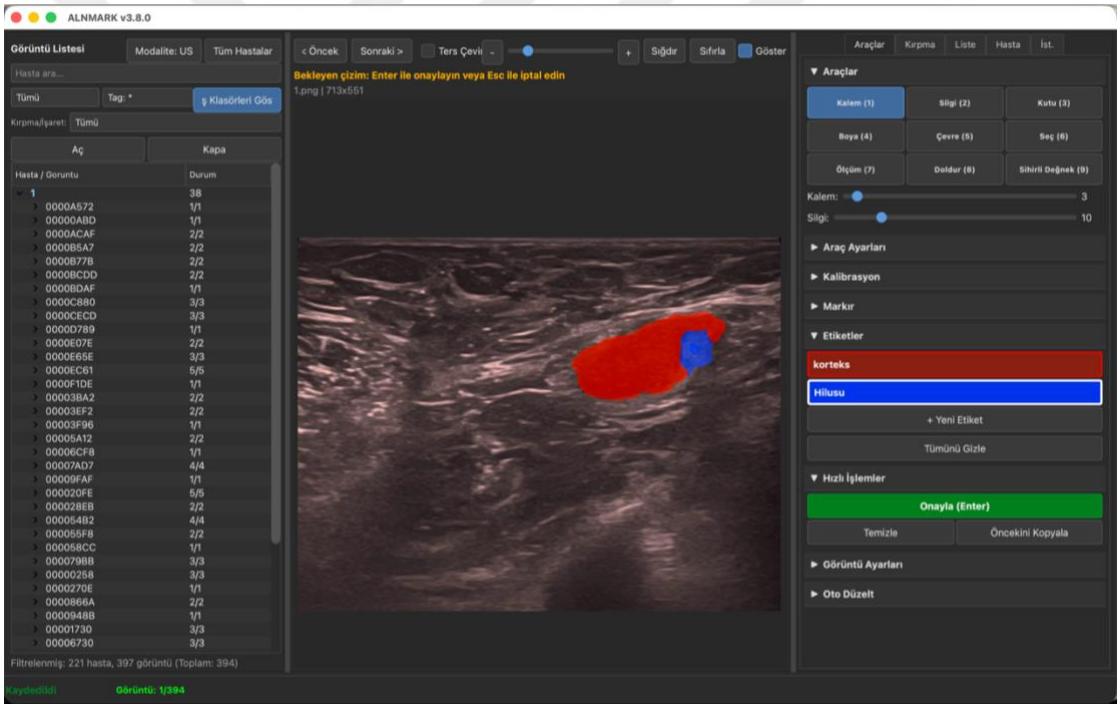
Büyük arşivlerde yeniden çözme yükünü azaltmak amacıyla disk üzerinde bir önbellek sistemi kullanılmaktadır. Yazılımın birincil modülleri Çizelge 8.1'de özetlenmiştir.

Çizelge 8.1. ALNMARK yazılımında kullanılan birincil modüller, sınıflar ve teknik görevleri

Modül	Temel Bileşenler	Teknik görev ve temel parametre/çıktı
Veri yükleme modülü	Veri yöneticisi, görüntü bilgisi	Klasör tarama, biçim dönüşümü, DICOM metadata çıkarımı ve önbellekleme.
Otomatik düzeltme modülü	Otomatik düzeltme sonucu, otomatik düzeltme yapılandırması, GrabCut otomatik düzeltme	Beş bilgisayarla görü algoritması: Morfoloji, Kenar yakalama, GrabCut, Uyarlanır eşikleme, Kontur düzleştirme
İşaret kaldırma modülü	işaret tespit edici, işaret kaldırma motoru, kalite değerlendirici	Dokuz tespit yöntemi ve 50+ boyama algoritması; kalite metrikleri PSNR ve SSIM
Frekans analizi modülü	Fourier çözümleyici, dalgacık çözümleyici, HHT çözümleyici	2B FFT (Hızlı Fourier Dönüşümü) güç spektrumu, çok seviyeli 2B DWT, EMD/CEEMDAN tabanlı HHT
İşaretleme depolama modülü	İşaretleme yöneticisi, işaretleme bölgesi, görüntü işaretleme, COCO dışa aktarma sınıfı	Geri alma/yineleme geçmişi (50 adım), run-length encoding (RLE)/koordinat JSON serileştirme, COCO dışa aktarım; şema sürümü 3,5,0
RLE yardımcı modülü	RLE kodlayıcı, RLE kod çözücü, RLE eniyileyici, şekil kodlayıcı	RLE ya da koordinat kararı, maske boyutlandırma, çokgen-bitmask dönüşümü; %98 sıkıştırma
Excel işleme modülü	Excel veri yöneticisi, hasta klasörü yükleyici, ALN ultrason yükleyici, karakter dizisi normalleştirici	Türkçe karakter normalleştirme, çift tablo eşleme, bulanık eşleme
Fotoğraf dışa aktarma modülü	Fotoğraf dışa aktarıcı	Hasta metadatası ile görüntü ve işaretleme katmanlarını birleştirerek toplu çıktı üretme
Etiket yöneticisi	İkili kategori etiket yöneticisi, etiket yapılandırma kalıcılığı	İkili kategori sistemi, görünürlük değişikliklerini izleme ve kalıcı depolama
Kısayollar modülü	Kısayol yöneticisi, kısayol olay süzgeci	Kısayol tuşu yönlendirme, metin giriş alanında otomatik devre dışı bırakma
Yapay zekâ tabanlı karar destek modülü	Attention U-Net, ResNet18, Grad-CAM	Lenf nodu segmentasyonu, ilgi bölgesi çıkarımı, metastaz/reaktif sınıflandırması, olasılık ve ısı haritası üretimi

Çizelge 8.1'de, ALNMARK yazılımını oluşturan birincil modüller, sınıflar ve bunların teknik görevleri listelenmektedir.

İşaretleme arayüzünde dokuz çizim ve ölçüm aracı sunulmaktadır. Kalem aracı (tuş 1), fare sürüklenerek kapalı çokgen bölgeler oluşturur ve uzun sınırlara sahip korteks bölgelerinde tercih edilmektedir. Fırça aracı (tuş 4), ayarlanabilir boyutlu fırça ile mevcut maskelere ekleme veya düzeltme yapmayı sağlar. Silgi aracı (tuş 2), maske sınırlarındaki fazla pikselleri kaldıran yerel silme aracıdır. Doldurma aracı (tuş 8), tıklanan konumdan tolerans içindeki bağlantılı pikselleri doldurarak büyük homojen doku yapılarının hızlıca seçilmesini sağlar. Sihirli değnek aracı (tuş 9), yoğunluk toleransına göre komşu piksellere yayılan bölge büyütme yöntemiyle çalışır; hilusun eşit gri ton alanlarında tercih edilmektedir. Dikdörtgen aracı (tuş 3) standart dikdörtgen sınırlayıcı kutu oluşturur. Elips aracı (tuş 5), kan damarı ya da kist gibi dairesel anatomik yapıların işaretlenmesinde tercih edilen eliptik bölge aracıdır. Seçim aracı (tuş 6), mevcut bir işaretin seçilmesini, yeniden konumlandırılmasını ve klinik not eklenmesini sağlar. Cetvel aracı (tuş 7), ölçek çizgisine karşılık gelen iki nokta arasına doğrusal ölçüm çizer; kullanıcının girdiği fiziksel uzunluk üzerinden dinamik piksel-milimetre kalibrasyon katsayısı hesaplanır. Klavye kısayolları Çizelge 8.2'de verilmiştir.



Şekil A.1. ALNMARK işaretleme arayüzü genel görünümü

Şekil A.1'de, ALNMARK işaretleme arayüzünün merkezdeki görüntü ve maske alanı, üstteki araç çubuğu ile sağ paneldeki etiket listesinden oluşan genel yerleşimi görülmektedir.

Arayüzün merkez alanında ultrason görüntüsü ve etkin maske katmanı yer almaktadır; üst kısımda araç çubuğu ve klavye kısayol göstergeleri, sağ panelde bölge istatistikleri ve navigasyon öğeleri bulunmaktadır. Kalem, fırça, sihirli değnek ve otomatik düzeltme araçları tek tuşla etkinleştirilebilmektedir.

Çizelge 8.2. ALNMARK klavye kısayolları

Kısayol	Eylem	Açıklama
1	Kalem aracı	Serbest çizim
2	Silgi aracı	Silgi
3	Dikdörtgen aracı	Dikdörtgen
4	Fırça aracı	Fırça
5	Elips aracı	Elips
6	Seçim aracı	Seçim/Not
7	Cetvel aracı	Kalibrasyon cetveli
8	Doldurma aracı	Doldurma
9	Sihirli değnek aracı	Sihirli değnek
Q	Etiket 1	US: korteks / MRG: korteks
W	Etiket 2	US: hilus / MRG: hilus
E	Etiket 3	MRG: Nekroz
R	Etiket 4	MRG: Perinodal
T	Etiket 5	MRG: Diğer
Sol Ok	Önceki görüntü	Otomatik kaydet ve geri
Sağ Ok	Sonraki görüntü	Otomatik kaydet ve ileri
+ / -	Yakınlaştır/Uzaklaştır	Fare işaretçisine göre
F	Pencereye sığdır	Görüntüyü ortala ve sığdır
L	Etiketleri göster/gizle	İşaret katmanları
G	Gereksiz işaretle	Tanısal değil
Ctrl+S	Kaydet	JSON serileştirme
Ctrl+Z	Geri al	50 adım
Ctrl+Y	Yinele	
Escape	İptal	Çizimi veya seçimi iptal et

Çizelge 8.2'de, ALNMARK arayüzünde tanımlı klavye kısayolları ve karşılık gelen araçlar verilmektedir.

Her anatomik etiket için sabit RGBA renk değerleri tanımlanmıştır. Şeffaflık değeri 180 olarak sabitlenmiştir; bu değer, alttaki görüntünün işaretleme katmanının arkasından görülebilmesini sağlar. Etiket renk kodları Çizelge 8.3'te verilmiştir.

Çizelge 8.3. ALNMARK etiket renk kodları (RGBA)

Etiket	Renk adı	RGBA değeri
Korteks	Kırmızı	(255, 0, 0, 255)
Hilus	Koyu mavi	(0, 70, 180, 255)

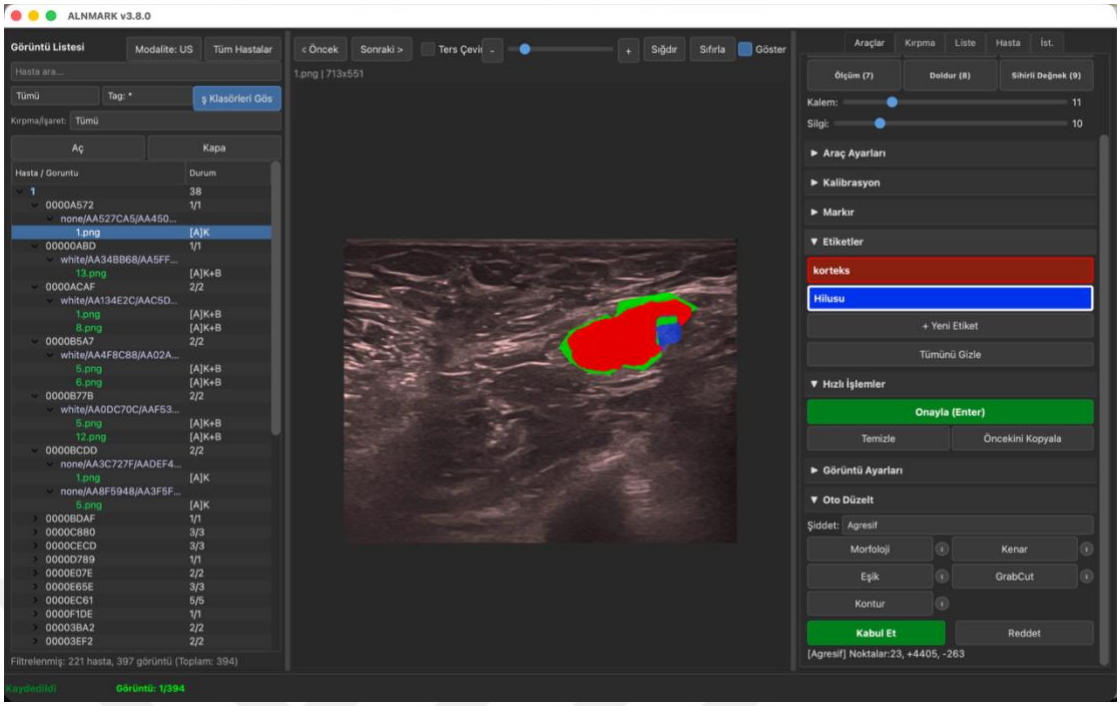
Çizelge 8.3'te, her anatomik etiket için tanımlanan sabit RGBA renk kodları sunulmakta; şeffaflık değerinin tüm etiketlerde 180 olarak sabitlendiği görülmektedir.

Otomatik düzeltme modülü, kullanıcının çizdiği maskeyi anatomik sınırlara yaklaştırmak için beş bilgisayarla görü algoritması içermektedir: morfolojik süzgeç, kenar yakalama, GrabCut segmentasyon, uyarlanır gri ton eşikleme ve kontur düzleştirme. Algoritmaların her biri bağımsız ya da sıralı biçimde uygulanabilmektedir. Düzeltme şiddeti hafif, normal ve agresif olmak üzere üç seviyede ayarlanabilmekte; her seviyede çekirdek boyutu, yineleme sayısı, arama bandı yarıçapı, eşikleme ofseti, Douglas-Peucker toleransı ve gri ton tarama penceresi için farklı çarpanlar tanımlanmaktadır. Otomatik düzeltme yoğunluk seviyeleri ve parametre çarpanları Çizelge 8.4'te verilmiştir.

Çizelge 8.4. Otomatik düzeltme yoğunluk seviyeleri ve parametre çarpanları

Parametre	Hafif (gentle)	Normal	Agresif (aggressive)
kernel	0,5	1,0	1,8
iterations	0,5	1,0	2,0
distance	0,6	1,0	1,5
threshold	1,3	1,0	0,7
epsilon	1,5	1,0	0,5
search	0,6	1,0	1,5

Çizelge 8.4'te, otomatik düzeltme modülünde kullanılan yoğunluk seviyeleri ve bunlara karşılık gelen parametre çarpanları verilmektedir.



Şekil A.2. Otomatik düzeltme modülü çıkış ekranı

Şekil A.2'de, kullanıcının kaba biçimde çizdiği maskeyi morfolojik süzgeç, kenar yakalama ve GrabCut gibi işlemlerle anatomik sınırlara yaklaştıran otomatik düzeltme modülünün çıkış ekranı gösterilmektedir.

Otomatik düzeltme modülü kaba biçimde çizilen kullanıcı maskesini morfolojik süzgeç, kenar yakalama, GrabCut segmentasyon gibi işlemler, uyarlanır eşikleme ve kontur düzleştirme algoritmalarıyla yeniden biçimlendirir. Düzeltme şiddeti hafif, normal ve agresif olmak üzere üç seviyede ayarlanabilmektedir.

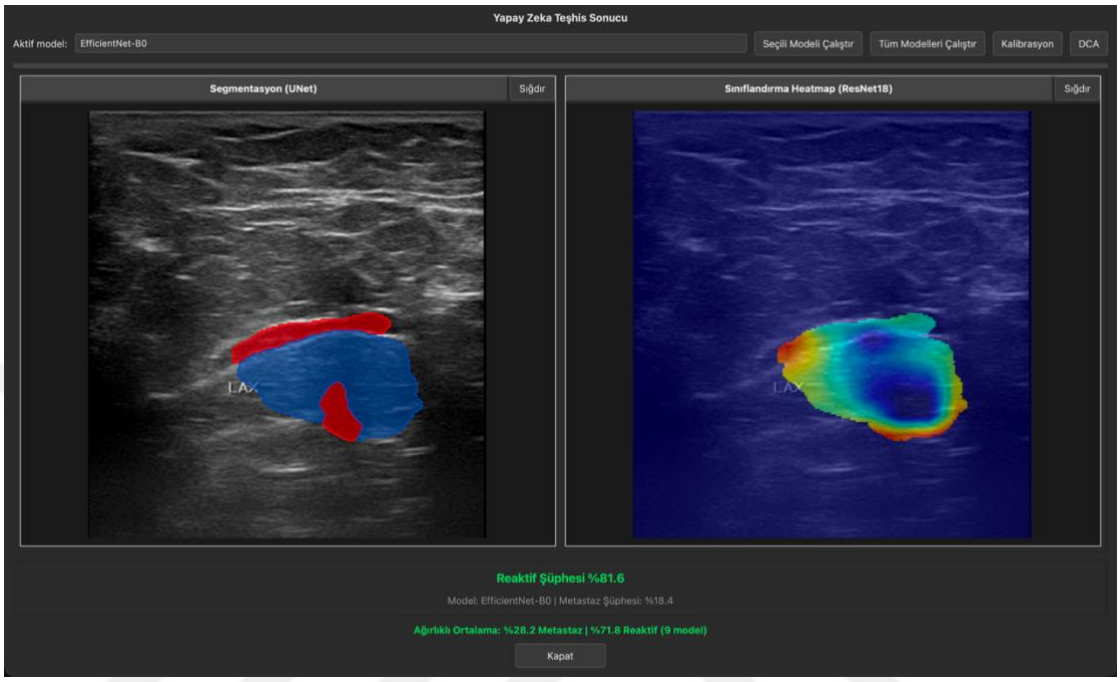
Görüntülere sonradan eklenen kalibrasyon ızgaraları, metin yazıları ve renkli Doppler dikdörtgenleri gibi gömülü makine işaretlerini kaldırmak için işaret kaldırma modülü kullanılmaktadır. Bu modül dokuz farklı tespit yöntemi ve elliden fazla kaldırma algoritması içerir. Kaldırma yöntemleri arasında hızlı yürüyen boyama (Telea), akışkan dinamiği tabanlı boyama (Navier-Stokes), dalgacık tabanlı yöntemler ve regresyon modelleri yer almaktadır. Temizleme kalitesi tepe sinyal-gürültü oranı (PSNR) ve yapısal benzerlik indeksi (SSIM) metrikleriyle sayısal olarak değerlendirilmektedir.

Her işaretlenmiş dosya ile etiketlenmiş JSON biçiminde saklanmaktadır. Temel alanlar şu şekilde tanımlanmaktadır: görüntü yolu alanı görüntü dosyasının göreceli yolunu, tanısal değer taşımayanlar alanı tanısal değer taşımayan görüntüleri, kalite denetiminden geçirilmiş alanı kalite denetiminden geçirilmiş görüntüleri, kalibrasyon katsayısı alanı cetvel aracıyla belirlenen piksel-milimetre katsayısını ve bölgeler alanı her işaretleme bölgesini tanımlamaktadır. Bölge kayıtları RLE ya da koordinat listesi biçiminde serileştirilebilmektedir; RLE büyük bölütleme maskelerini yaklaşık yüzde 98 oranında sıkıştırmaktadır. Her bölge kaydında oluşturulma ve düzenleme zaman damgası ile kullanıcı kimliği de saklanmaktadır.

İşaret depolama modülündeki COCO dışa aktarma sınıfı, işaretlenmiş dosyaları COCO veri seti biçimine dönüştürerek derin öğrenme eğitim süreçlerine doğrudan dahil

edilebilir veri seti üretimini sağlamaktadır. İşaret arayüzünün istatistik panelinde her bölgenin piksel ve milimetrekare cinsinden alanı ile çevresi otomatik olarak hesaplanmaktadır.

Bunun yanı sıra ALNMARK programında, eğitilen yapay zeka modelleri, interaktif bir şekilde programa entegre edilmiştir.



Şekil A.3. ALNMARK yapay zekâ destekli karar destek modülünün kullanıcı arayüzü

Bu programda kullanıcı tarafından seçilen ultrason görüntüsü modele aktarılmakta; korteks ve hilus segmentasyon sonuçları görüntü üzerinde gösterilmektedir. Sınıflandırma modeli tarafından hesaplanan metastaz olasılığı, tahmin edilen sınıf ve ilgili karar bilgileri aynı ekran üzerinde sunulmaktadır. Bu yapı, tez kapsamında geliştirilen modellerin doğrudan klinik karar vermesi için değil, uzman değerlendirmesini destekleyen bütünleşik bir araştırma aracı olarak tasarlanmıştır. ALNMARK yapay zekâ destekli karar destek modülünün kullanıcı arayüzü Şekil A.3'te gösterilmiştir.

Ek B: Çalışmada Kullanılan Yöntemlerin Teorik Altyapısı

Bu ekte, çalışmada kullanılan yöntemlerin temel matematiksel altyapısı bir araya getirilmiştir. Görüntü işleme, derin öğrenme, klasik makine öğrenmesi, özellik çıkarımı, füzyon ve değerlendirme aşamalarında yararlanılan yöntemler, temel denklemlerle ifade edilmiştir.

B.1. Görüntünün Matematiksel Gösterimi ve Temel İşlemler

B.1.1. Sayısal görüntünün ayrık sinyal olarak gösterimi

Gri tonlu bir ultrason görüntüsü, iki boyutlu ayrık bir sinyal olarak

$$I: \Omega \subset \mathbb{Z}^2 \to \{0,1,\dots,L-1\} \tag{B.1}$$

biçiminde gösterilir. Burada Ω piksel koordinatlarının kümesini, L kullanılabilen gri düzey sayısını belirtir. Sekiz bitlik bir görüntüde $L = 256$ ve $I(x,y) \in \{0,1,\dots,255\}$ olur. Yüksekliği H, genişliği W olan görüntü matrisi

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} I(0,0) & I(1,0) & \cdots & I(W-1,0) \\ I(0,1) & I(1,1) & \cdots & I(W-1,1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I(0,H-1) & I(1,H-1) & \cdots & I(W-1,H-1) \end{bmatrix} \tag{B.2}$$

şeklindedir. Transfer öğrenme modelleri üç kanallı giriş beklediği için gri görüntü üç kanala kopyalanabilir:

$$\mathbf{X}(:,:,1) = \mathbf{X}(:,:,2) = \mathbf{X}(:,:,3) = \mathbf{I} \tag{B.3}$$

Bu işlem yeni bilgi üretmez. Yalnız giriş boyutunu önceden eğitilmiş ağın beklediği biçime getirir. (Gonzalez & Woods, 2017)

B.1.2. Yeniden boyutlandırma ve bilinear enterpolasyon

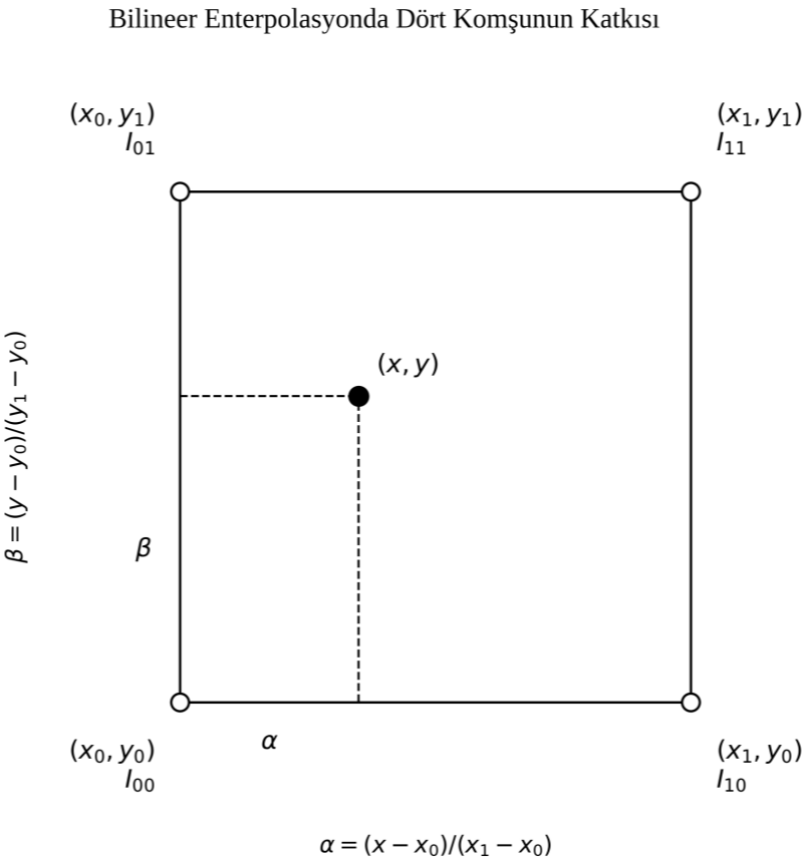
Hedef görüntüdeki (x,y) noktası kaynak görüntüde tam sayı olmayan bir konuma karşılık geldiğinde dört komşu piksel kullanılır. Normalize uzaklıklar

$$\alpha = \frac{x - x_0}{x_1 - x_0}, \qquad \beta = \frac{y - y_0}{y_1 - y_0} \tag{B.4}$$

olarak tanımlanır. Bilinear enterpolasyon

$$\begin{aligned} I(x,y) = \quad & (1-\alpha)(1-\beta)I(x_0,y_0) + \alpha(1-\beta)I(x_1,y_0) \\ & +(1-\alpha)\beta I(x_0,y_1) + \alpha\beta I(x_1,y_1) \end{aligned} \tag{B.5}$$

ile hesaplanır. Dört katsayının toplamı 1'dir. Böylece çıktı, komşu piksellerin konuma bağlı ağırlıklı ortalaması olur.



Şekil B.1. Bilinear enterpolasyonda dört komşu pikselin hedef değere katkısı

Şekil B.1'de, bilinear enterpolasyonda hedef pikselin değerinin dört komşu pikselin ağırlıklı katkısıyla nasıl hesaplandığı gösterilmektedir.

Segmentasyon maskelerinde bilinear enterpolasyon kullanılmaz. Sınıf değerlerinin ortalaması anlamsız ara etiketler üretebilir. En yakın komşu yöntemi

$$M'(x, y) = M\big(\text{round}(x_s), \text{round}(y_s)\big) \tag{B.6}$$

ile mevcut sınıf değerlerinden birini doğrudan korur. (Szeliski, 2022)

B.1.3. Normalizasyon

Min-maks normalizasyonu

$$I_{\text{norm}}(x, y) = \frac{I(x, y) - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}} \tag{B.7}$$

biçimindedir. Sekiz bitlik görüntüde $I_{\min} = 0$ ve $I_{\max} = 255$ alınırsa $I_{\text{norm}} = I/255$ olur. ImageNet ile önceden eğitilmiş modellerde kanal bazlı standartlaştırma

$$X'_c(x, y) = \frac{X_c(x, y) - \mu_c}{\sigma_c} \tag{B.8}$$

ile yapılır. Burada μ_c ve σ_c, kaynak ön eğitim veri kümesinin kanal ortalaması ve standart sapmasıdır. Bu dönüşüm kontrast iyileştirme işlemi değil, giriş ölçeği uyarlamasıdır. (Goodfellow vd., 2016)

B.2. Önişleme Yöntemleri

B.2.1. Histogram ve histogram eşitleme

k gri düzeyinin görüntüdeki sayısı

$$h(k) = \sum_{x=0}^{W-1} \sum_{y=0}^{H-1} \mathbf{1}\{I(x,y) = k\} \tag{B.9}$$

ile bulunur. Toplam piksel sayısı $N = HW$ olduğunda normalize histogram

$$p(k) = \frac{h(k)}{N}, \qquad \sum_{k=0}^{L-1} p\,(k) = 1 \tag{B.10}$$

olur. Kümülatif dağılım fonksiyonu

$$F(k) = \sum_{j=0}^{k} p\,(j) \tag{B.11}$$

ve klasik histogram eşitleme dönüşümü

$$T(k) = (L-1)F(k) \tag{B.12}$$

şeklindedir. Global eşitleme bütün görüntü için tek dönüşüm kullandığından küçük anatomik bölgelerdeki lokal kontrastı yeterince iyileştirmeyebilir. (Gonzalez & Woods, 2017)

B.2.2. CLAHE

CLAHE, görüntüyü küçük karo bölgelerine ayırır ve her karonun histogramını ayrı işler. Bir karodaki histogram $h_r(k)$, kesme sınırı C ise

$$\tilde{h}_r(k) = \min\{h_r(k), C\} \tag{B.13}$$

olur. Kesilen toplam histogram kütlesi

$$E_r = \sum_{k=0}^{L-1} \max\{h_r(k) - C, 0\} \tag{B.14}$$

ile hesaplanır ve gri düzeylere yeniden dağıtılır. Düzeltilmiş histogramın dönüşümü

$$T_r(k) = (L-1) \sum_{j=0}^{k} p_r^*\,(j) \tag{B.15}$$

biçimindedir. Karo sınırlarında keskin geçiş oluşmaması için komşu dört karo dönüşümü bilinear ağırlıklarla birleştirilir.

Kesme sınırı büyüdükçe yöntem adaptif histogram eşitlemeye yaklaşır ve gürültü büyütme riski artar. Çok düşük sınır lokal kontrast kazancını bastırır. Tezde sınıflandırma ve segmentasyon görevleri için farklı CLAHE ayarlarının kullanılması, iki görevin doku ayrımı ve sınır sürekliliği açısından farklı gereksinimlere sahip olmasına dayanır. (Zuiderveld, 1994b)

B.2.3. Non-Local Means

NLM, yalnız komşu pikselleri değil, görüntü içinde benzer yamaları kullanır. Gürültülü görüntü $V(i) = U(i) + N(i)$ olsun. Temiz değer kestirimi

$$\widehat{U}(i) = \sum_{j \in \mathcal{S}(i)} w\,(i,j) V(j) \tag{B.16}$$

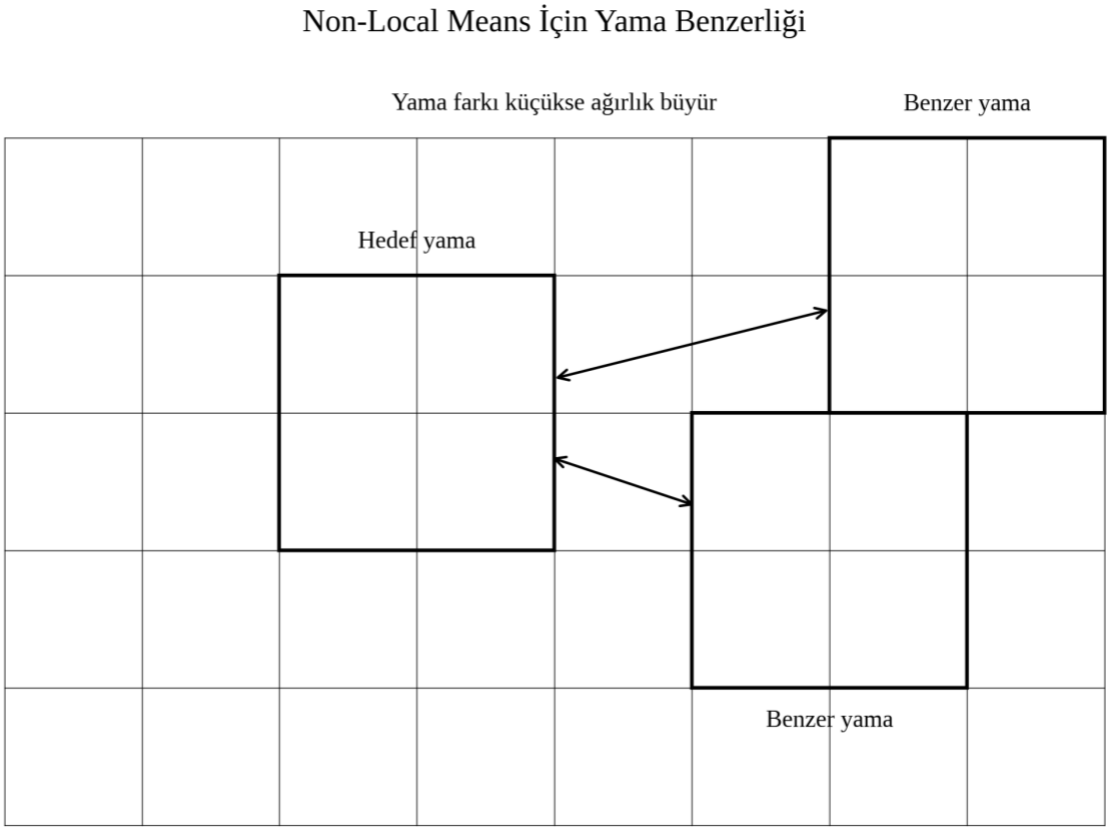
ile hesaplanır. Ağırlıklar

$$w(i,j) = \frac{1}{Z(i)} \exp\left[-\frac{d\big(P_i, P_j\big)}{h^2}\right], \qquad Z(i) = \sum_{j \in \mathcal{S}(i)} \exp\left[-\frac{d\big(P_i, P_j\big)}{h^2}\right] \tag{B.17}$$

şeklindedir. Yama uzaklığı

$$d\big(P_i, P_j\big) = \sum_{u \in \mathcal{P}} G_a\,(u)[V(i+u) - V(j+u)]^2 \tag{B.18}$$

ile ölçülür. Benzer yamalar için $d \approx 0$ ve ağırlık büyüktür. h büyüdükçe daha farklı yamalar ortalamaya katılır ve yumuşatma artar.



Şekil B.2. Non-Local Means yönteminde hedef yama ile görüntünün farklı bölgelerindeki benzer yamaların karşılaştırılması

Şekil B.2'de, Non-Local Means yönteminde hedef yamanın görüntünün farklı bölgelerindeki benzer yamalarla karşılaştırılarak gürültüsünün azaltılması şematik olarak gösterilmektedir.

NLM'nin segmentasyon kolunda CLAHE'den önce kullanılması, CLAHE'nin speckle bileşenini lokal ayrıntı gibi büyütmesini azaltır. Aşırı süzme ise hilus gibi küçük yapıların sınırlarını yumuşatabilir. (Buades vd., 2011)

B.2.4. Veri artırma

Veri artırmada eğitim örneğine etiketi koruduğu kabul edilen rassal dönüşüm uygulanır:

$$\tilde{\mathbf{x}} = T_\xi(\mathbf{x}), \qquad \tilde{y} = y. \tag{B.19}$$

Eğitim riski

$$\hat{R}(\theta) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \mathbb{E}_\xi \left[\mathcal{L}\left(f_\theta\left(T_\xi(\mathbf{x}_i)\right), y_i\right)\right] \tag{B.20}$$

olarak düşünülebilir. Döndürme

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\vartheta & -\sin\vartheta \\ \sin\vartheta & \cos\vartheta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \tag{B.21}$$

ile, kontrast dönüşümü

$$I' = a(I - \mu_I) + \mu_I \tag{B.22}$$

ile gösterilebilir. Toplamsal Gauss gürültüsü $I' = I + \varepsilon$, $\varepsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$; çarpımsal speckle ise $I' = I(1 + \eta)$ biçimindedir. Segmentasyonda aynı geometrik dönüşüm görüntü ve maskeye birlikte uygulanmalıdır. (Goodfellow vd., 2016)

B.3. Evrişimli Sinir Ağları

B.3.1. İki boyutlu evrişim

Giriş özellik haritası $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{C_{\text{in}} \times H \times W}$ için k numaralı çıktı kanalı

$$Y_k(i,j) = b_k + \sum_{c=1}^{C_{\text{in}}} \sum_{u=0}^{K_h-1} \sum_{v=0}^{K_w-1} W_{k,c}\,(u,v) X_c(iS_h + u - P_h, jS_w + v - P_w) \tag{B.23}$$

ile hesaplanır. Çıktı yüksekliği

$$H' = \left\lfloor \frac{H + 2P_h - D_h(K_h - 1) - 1}{S_h} + 1 \right\rfloor \tag{B.24}$$

olur. Parametre sayısı

$$N_{\text{param}} = C_{\text{out}} C_{\text{in}} K_h K_w + C_{\text{out}} \tag{B.25}$$

şeklindedir.(Goodfellow vd., 2016)

B.3.2. Alıcı alan ve havuzlama

Katman l için girişteki örnekleme sıçraması ve alıcı alan

$$j_l = j_{l-1} S_l, \qquad r_l = r_{l-1} + (K_l - 1) j_{l-1} \tag{B.26}$$

ile güncellenir. Ardışık iki 3×3 evrişim, adım 1 olduğunda 5×5 etkili alıcı alan oluşturur.

Global ortalama havuzlama

$$z_c = \frac{1}{HW} \sum_{i=1}^{H} \sum_{j=1}^{W} X_c\,(i,j) \tag{B.27}$$

ile her kanalın uzamsal haritasını tek sayıya indirger.(Goodfellow vd., 2016)

B.3.3. Batch normalization

Mini-batch ortalaması ve varyansı

$$\mu_{\mathcal{B}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} x_i\,, \qquad \sigma_{\mathcal{B}}^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (x_i - \mu_{\mathcal{B}})^2 \tag{B.28}$$

olarak hesaplanır. Normalize ve yeniden ölçeklenmiş çıktı

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \mu_{\mathcal{B}}}{\sqrt{\sigma_{\mathcal{B}}^2 + \varepsilon}}, \qquad y_i = \gamma \hat{x}_i + \beta \tag{B.29}$$

şeklindedir. Küçük batch boyutlarında mini-batch istatistikleri kararsızlaşabilir. (Ioffe & Szegedy, 2015)

B.3.4. Dropout

Dropout maskesi $m_i \sim \text{Bernoulli}(1-p)$ ile oluşturulur. Inverted dropout

$$\tilde{h}_i = \frac{m_i}{1-p} h_i \tag{B.30}$$

kullanıldığında $\mathbb{E}\left[\tilde{h}_i\right] = h_i$ olur. Normal çıkarımda dropout kapatılır; MC Dropout'ta açık tutularak farklı alt ağ tahminleri üretilir. (Srivastava vd., t.y.)

B.3.5. Sigmoid, softmax ve çapraz entropi

İkili sınıflandırmada

$$p(y = 1 \mid \mathbf{x}) = \sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \tag{B.31}$$

ve ikili çapraz entropi

$$\mathcal{L}_{\text{BCE}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} [y_i \log p_i + (1 - y_i) \log(1 - p_i)] \tag{B.32}$$

kullanılır. Çok sınıflı segmentasyonda

$$p_{i,c} = \frac{e^{z_{i,c}}}{\sum_{k=1}^{C} e^{z_{i,k}}} \tag{B.33}$$

ve sınıf ağırlıklı kayıp

$$\mathcal{L}_{\mathrm{WCE}} = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{c=1}^{C} w_c \, y_{i,c} \log p_{i,c} \tag{B.34}$$

biçimindedir.(Goodfellow vd., 2016)

B.3.6. Geri yayılım

Ağ ardışık fonksiyonların bileşimidir. Zincir kuralı

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_l} = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial f_L}\frac{\partial f_L}{\partial f_{L-1}} \cdots \frac{\partial f_l}{\partial \theta_l} \tag{B.35}$$

ile gradyanı erken katmanlara taşır. Basit güncelleme

$$\theta^{(t+1)} = \theta^{(t)} - \eta \nabla_\theta \mathcal{L} \tag{B.36}$$

şeklindedir.(Goodfellow vd., 2016)

B.4. Aktivasyon Fonksiyonları

Doğrusal katmanların art arda uygulanması yine doğrusal dönüşüm verir. Aktivasyon fonksiyonları modele doğrusal olmayan davranış kazandırır.

B.4.1. ReLU ve ReLU6

$$\mathrm{ReLU}(x) = \max(0, x) \tag{B.37}$$

ve türevi $x < 0$ için 0, $x > 0$ için 1'dir. Negatif bölgede sürekli kalan nöronlar sıfır gradyan nedeniyle etkinliğini kaybedebilir. (Nair & Hinton, 2010)

MobileNetV2'de kullanılan ReLU6

$$\mathrm{ReLU6}(x) = \min\{\max(0, x), 6\} \tag{B.38}$$

ile pozitif aktivasyonu 6'da sınırlar. (Sandler vd., 2018)

B.4.2. SiLU

$$\mathrm{SiLU}(x) = x\sigma(x) = \frac{x}{1 + e^{-x}} \tag{B.39}$$

ve türevi

$$\mathrm{SiLU}'(x) = \sigma(x) + x\sigma(x)[1 - \sigma(x)] \tag{B.40}$$

şeklindedir. ReLU'dan farklı olarak küçük negatif çıktılara izin verir ve geçişi düzgündür. (Elfwing vd., 2017)

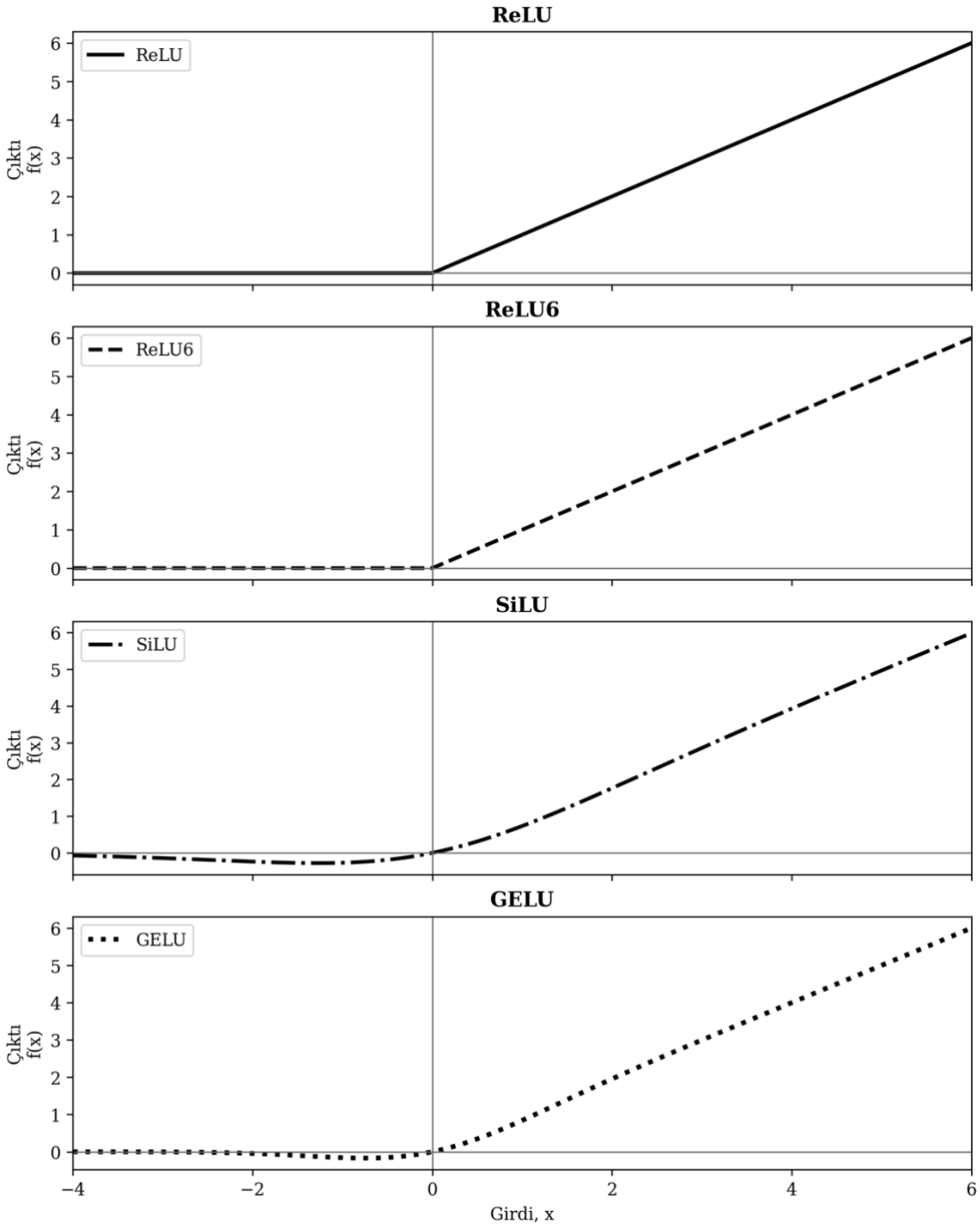
B.4.3. GELU

$$\mathrm{GELU}(x) = x\Phi(x) \tag{B.41}$$

olup $\Phi(x)$ standart normal dağılımın kümülatif dağılım fonksiyonudur. Yaygın yaklaşım

$$\mathrm{GELU}(x) \approx \frac{x}{2}\left[1 + \tanh\left(\sqrt{\frac{2}{\pi}}(x + 0{,}044715x^3)\right)\right] \tag{B.42}$$

biçimindedir. (Hendrycks & Gimpel, 2023)



Şekil B.3. Evrişimli sinir ağlarında kullanılan ReLU, ReLU6, SiLU ve GELU aktivasyonlarının karşılaştırılması

Şekil B.3'te, evrişimli sinir ağlarında yaygın kullanılan ReLU, ReLU6, SiLU ve GELU aktivasyon fonksiyonları karşılaştırmalı olarak sunulmaktadır.

B.4.4. Sigmoid dikkat kapısı

Attention U-Net içinde dikkat katsayısı

$$\alpha_i = \sigma(q_i) \tag{B.43}$$

ile $(0,1)$ aralığına sıkıştırılır. Filtrelenmiş özellik

$$\hat{\mathbf{x}}_i = \alpha_i \mathbf{x}_i \tag{B.44}$$

olur. Bu katsayı ara ağ etkinliğidir; doğrudan klinik açıklama sayılmaz. (Oktay vd., 2018)

B.5. Segmentasyonun Matematiksel Temeli

B.5.1. U-Net

Kodlayıcı

$$\mathbf{x}_l = E_l(\mathbf{x}_{l-1}) \tag{B.45}$$

ile bağlamı sıkıştırır; kod çözücü

$$\mathbf{d}_l = U_l(\mathbf{d}_{l+1}) \tag{B.46}$$

ile çözünürlüğü geri kazanır. Kısayol bağlantısı

$$\mathbf{h}_l = \mathrm{Concat}(\mathbf{d}_l, \mathbf{x}_l) \tag{B.47}$$

erken katmanlardaki sınır ayrıntısını derin bağlamla birleştirir. (Ronneberger vd., 2015)

B.5.2. Attention U-Net

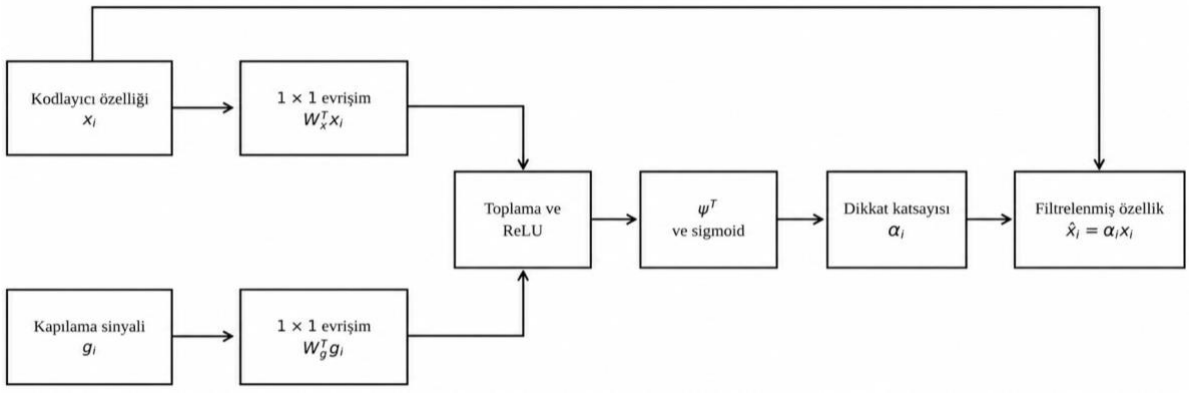
Kodlayıcı özelliği $\mathbf{x}_i$ ve kapılama sinyali $\mathbf{g}_i$ için

$$\mathbf{u}_i = \mathbf{W}_x^{\mathrm{T}}\mathbf{x}_i + \mathbf{W}_g^{\mathrm{T}}\mathbf{g}_i + \mathbf{b}_g, \tag{B.48}$$

$$q_i = \boldsymbol{\psi}^{\mathrm{T}}\mathrm{ReLU}(\mathbf{u}_i) + b_\psi, \qquad \alpha_i = \sigma(q_i), \tag{B.49}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_i = \alpha_i \mathbf{x}_i \tag{B.50}$$

hesaplanır. (Oktay vd., 2018)



Şekil B.4. Attention U-Net dikkat kapısının kodlayıcı özelliği ve kapılama sinyalinden dikkat katsayısı üretmesi

Şekil B.4'te, Attention U-Net dikkat kapısının kodlayıcı özelliği ile kapılama sinyalinden dikkat katsayısını nasıl ürettiği gösterilmektedir.

B.5.3. ASPP

Atrous evrişim

$$y_r[i] = \sum_{k=0}^{K-1} w\,[k]x[i + rk] \tag{B.51}$$

ile çekirdek elemanlarını r aralıkla örnekler. Etkili çekirdek büyüklüğü

$$K_{\text{etkili}} = K + (K-1)(r-1) \tag{B.52}$$

olur. ASPP farklı oranlardaki çıktıları

$$\mathbf{y} = \text{Concat}\left(\mathbf{y}_{r_1}, \ldots, \mathbf{y}_{r_m}\right) \tag{B.53}$$

ile birleştirir. (L.-C. Chen vd., 2018)

B.5.3. Dice kaybı

Sınıf c için yumuşak Dice

$$D_c = \frac{2\sum_i p_{i,c}\, y_{i,c} + \varepsilon}{\sum_i p_{i,c} + \sum_i y_{i,c} + \varepsilon} \tag{B.54}$$

olur. Korteks ve hilus için ortalama ön plan Dice

$$D_{\text{FG}} = \frac{D_{\text{korteks}} + D_{\text{hilus}}}{2} \tag{B.55}$$

ve bileşik kayıp

$$\mathcal{L}_{\text{seg}} = \mathcal{L}_{\text{WCE}} + \lambda(1 - D_{\text{FG}}) \tag{B.56}$$

şeklindedir. Arka planın Dice ortalamasına alınmaması, büyük arka plan bölgesinin küçük anatomik sınıfları baskılamasını önler. (Milletari vd., 2016)

$$\text{IoU} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}, \qquad \text{Dice} = \frac{2\text{IoU}}{1 + \text{IoU}}. \tag{B.57}$$

B.6. Derin Öğrenme Sınıflandırma Modelleri

B.6.1. ResNet18

Artık blok

$$\mathbf{y} = \mathcal{F}(\mathbf{x}, \mathbf{W}) + \mathbf{x} \tag{B.58}$$

ile tanımlanır. Giriş gradyanı

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mathbf{x}} = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mathbf{y}} \left(\frac{\partial \mathcal{F}}{\partial \mathbf{x}} + \mathbf{I} \right) \tag{B.59}$$

olduğu için birim yol gradyan taşır. Boyutlar farklıysa 1×1 izdüşüm kısayolu kullanılır. (He vd., 2016)

B.6.2. MobileNetV2

Standart evrişim maliyeti

$$C_{\text{standart}} = D_K^2 M N D_F^2 \tag{B.60}$$

iken derinlik ayrılabilir evrişim

$$C_{\text{ayrılabilir}} = D_K^2 M D_F^2 + M N D_F^2 \tag{B.61}$$

maliyetine sahiptir. Oran

$$\frac{C_{\text{ayrılabilir}}}{C_{\text{standart}}} = \frac{1}{N} + \frac{1}{D_K^2} \tag{B.62}$$

olur. Ters artık blok, genişletme, derinlik evrişimi ve doğrusal geçitten oluşur. (Sandler vd., 2018)

B.6.3. EfficientNet-B0

Bileşik ölçekleme

$$d = \alpha^{\phi}, \qquad w = \beta^{\phi}, \qquad r = \gamma^{\phi} \tag{B.63}$$

ve yaklaşık bütçe koşulu

$$\alpha \beta^2 \gamma^2 \approx 2 \tag{B.64}$$

ile derinlik, genişlik ve çözünürlüğü birlikte büyütür. Squeeze-and-Excitation içinde kanal özeti

$$z_c = \frac{1}{HW} \sum_{i,j} U_c\,(i, j) \tag{B.65}$$

ve kanal ağırlığı

$$\mathbf{s} = \sigma\big(\mathbf{W}_2 \delta(\mathbf{W}_1 \mathbf{z})\big) \tag{B.66}$$

hesaplanır. Çıktı $\widetilde{U}_c = s_c U_c$ ile ölçeklenir. (Tan & Le, 2019)

B.6.4. ConvNeXt-Tiny

ConvNeXt saf evrişimli yapıyı korur. Blokta 7×7 derinlik evrişimi, Layer Normalization, kanal genişletme, GELU ve doğrusal daraltma bulunur. Layer Normalization

$$\hat{x}_j = \frac{x_j - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \varepsilon}} \tag{B.67}$$

ile aynı örneğin kanal istatistiklerini kullanır. (Z. Liu vd., 2022b)

B.6.5. Transfer öğrenme

Kaynak ve hedef dağılımlar genellikle

$$P_S(X, Y) \neq P_T(X, Y) \tag{B.68}$$

olur. Parametreler ImageNet ağırlıklarıyla başlatılır:

$$\theta_0 = \theta_{\text{ImageNet}}. \tag{B.69}$$

İlk aşamada omurga sabit tutulup yalnız sınıflandırma başlığı eğitilir. İkinci aşamada omurga daha düşük öğrenme oranıyla açılır:

$$\eta_{\text{backbone}} = \rho\eta_{\text{head}}, \qquad 0 < \rho < 1. \tag{B.70}$$

Kaynak ve hedef alan farkı çok büyükse negatif transfer görülebilir. (Pan & Yang, 2010)

B.7. El Yapımı Özellikler

B.7.1. Birinci dereceden istatistikler

İlgi bölgesindeki yoğunluklar $x_1, \ldots, x_N$ için

$$\mu = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i\,, \qquad s^2 = \frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}(x_i - \mu)^2. \tag{B.71}$$

Çarpıklık

$$\gamma_1 = \frac{\mathbb{E}[(X-\mu)^3]}{\sigma^3} \tag{B.72}$$

ve basıklık

$$\gamma_2 = \frac{\mathbb{E}[(X-\mu)^4]}{\sigma^4} \tag{B.73}$$

ile tanımlanır. Entropi

$$H = -\sum_{k} p_k \log p_k \tag{B.74}$$

dağılımın yayılımını ölçer. Bu özellikler piksellerin uzamsal yerini dikkate almaz. (Gonzalez & Woods, 2017)

B.7.2. GLCM

Yer değiştirme $\boldsymbol{\Delta} = (\Delta x, \Delta y)$ için

$$P_{\boldsymbol{\Delta}}(i,j) = \#\{(x,y): I(x,y) = i, I(x+\Delta x, y+\Delta y) = j\} \tag{B.75}$$

ve normalize matris $p(i,j) = P(i,j)/\sum_{a,b} P\,(a,b)$ olur. Temel özellikler

$$\text{Kontrast} = \sum_{i,j} (i-j)^2\, p(i,j), \tag{B.76}$$

$$\text{Homojenlik} = \sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|}, \tag{B.77}$$

$$\text{Enerji} = \sum_{i,j} p\,(i,j)^2 \tag{B.78}$$

şeklindedir. (Haralick vd., 1973b)

B.7.3. LBP

$$\text{LBP}_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s\left(g_p - g_c\right)2^p, \tag{B.79}$$

$$s(t) = \begin{cases} 1, & t \geq 0 \\ 0, & t < 0 \end{cases} \tag{B.80}$$

ile merkez piksel çevresindeki yerel karşılaştırmalar ikili koda dönüştürülür. Bölge, bu kodların histogramıyla temsil edilir. (Ojala vd., 2001)

B.7.4. Gabor süzgeçleri

$$g(x,y) = \exp\left[-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right]\cos\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \psi\right), \tag{B.81}$$

$$x' = x\cos\theta + y\sin\theta, \qquad y' = -x\sin\theta + y\cos\theta. \tag{B.82}$$

Farklı λ ve θ değerleri yönlü doku bankası oluşturur. Yanıt enerjisi $E = N^{-1}\sum_i R_i^2$ gibi özetlerle özellik haline getirilir. (Gabor, 1946)

B.7.5. Fourier dönüşümü

$$F(u,v) = \sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} f\,(x,y) e^{-j2\pi(ux/M + vy/N)}. \tag{B.83}$$

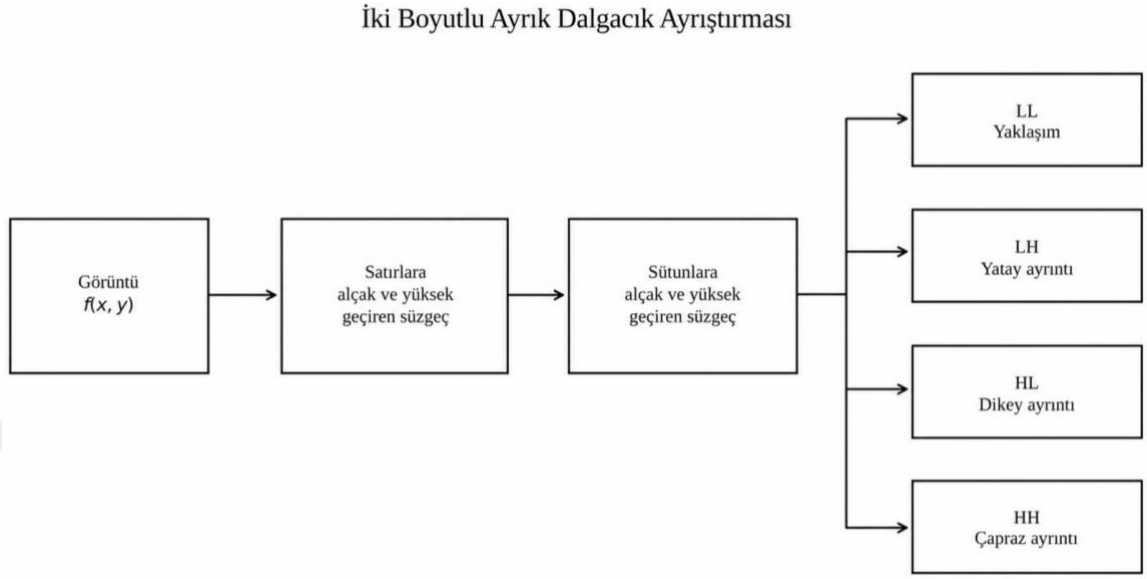
Genlik $|F| = \sqrt{A^2 + B^2}$, faz $\phi = \text{atan2}(B, A)$ ve güç $P = |F|^2$ olarak hesaplanır. FFT, DFT'yi $O(N^2)$ yerine yaklaşık $O(N\log N)$ maliyetle hesaplar. Fourier temsili frekans bilgisini küresel verir ve konum bilgisini doğrudan taşımaz. (Gonzalez & Woods, 2017)

B.7.6. Ayrık dalgacık dönüşümü

Yaklaşım ve ayrıntı katsayıları

$$a_{j+1}[k] = \sum_n a_j\,[n]h[2k-n], \qquad d_{j+1}[k] = \sum_n a_j\,[n]g[2k-n] \tag{B.84}$$

ile hesaplanır. İki boyutlu ayrıştırmada LL, LH, HL ve HH alt bantları oluşur.



Şekil B.5. İki boyutlu ayrık dalgacık dönüşümünde alt bantların oluşumu

Şekil B.5'te, iki boyutlu ayrık dalgacık dönüşümünde görüntünün yaklaşım ve detay alt bantlarına nasıl ayrıştığı gösterilmektedir.
Alt bant enerjisi

$$E_B = \sum_{i,j} |C_B(i,j)|^2\,, \qquad r_B = \frac{E_B}{\sum_{B'} E_{B'}} \tag{B.85}$$

ile özetlenebilir. (Mallat, 1989)

B.7.7. EMD ve Hilbert-Huang dönüşümü

EMD ayrıştırması

$$x(t) = \sum_{k=1}^{K} c_k\,(t) + r_K(t) \tag{B.86}$$

ile içsel mod fonksiyonları üretir. Hilbert dönüşümü

$$\hat{c}(t) = \frac{1}{\pi}\,\mathrm{PV}\int_{-\infty}^{\infty} \frac{c(\tau)}{t-\tau}\,d\tau \tag{B.87}$$

ve analitik sinyal

$$z(t) = c(t) + j\hat{c}(t) = a(t)e^{j\phi(t)} \tag{B.88}$$

şeklindedir.

$$a(t) = \sqrt{c^2 + \hat{c}^2} \tag{B.89}$$

$$f(t) = \frac{1}{2\pi}\frac{d\phi(t)}{dt}$$

olur. Burada $a(t)$ anlık genlik ve $f(t)$ anlık frekanstır. Mod karışımı EMD'nin temel sınırlılığıdır. CEEMDAN, gürültü gerçeklemelerini birleştirerek bu sorunu azaltmaya çalışır. (N. E. Huang, 2014)

B.7.8. Peritümöral bölge

Lezyon maskesi R ve yapı elemanı B_r için

$$R_{\text{peri}} = (R \oplus B_r) \backslash R \tag{B.90}$$

olarak tanımlanır. Bant genişliği büyüdükçe daha fazla çevre doku alınır. Çok dar bant segmentasyon sınır hatasına, çok geniş bant ise komşu anatomik yapılara duyarlı hale gelir. (Soille & others, 1999)

B.8. Özellik Seçimi ve Boyut İndirgeme

B.8.1. Standardizasyon ve sıfır varyans

Özelliklerin aynı ölçekte değerlendirilmesini sağlamak ve büyük ölçekli değişkenlerin modeli baskılamasını önlemek amacıyla Z-skor standardizasyonu uygulanmıştır. Bu dönüşüm aşağıdaki eşitlikle ifade edilir:

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j^{(\text{eğitim})}}{\sigma_j^{(\text{eğitim})}} \tag{B.91}$$

yalnız eğitim katı istatistikleriyle uygulanır. $\sigma_j = 0$ olan özellik bilgi taşımaz ve sıfıra bölme oluşturur. (Hastie vd., 2009)

B.8.2. Korelasyon süzgeci

Pearson korelasyonu

$$r_{jk} = \frac{\sum_i \left(x_{ij} - \bar{x}_j\right)\left(x_{ik} - \bar{x}_k\right)}{\sqrt{\sum_i \left(x_{ij} - \bar{x}_j\right)^2}\sqrt{\sum_i \left(x_{ik} - \bar{x}_k\right)^2}} \tag{B.92}$$

ile hesaplanır. $\left|r_{jk}\right|$ belirlenen eşikten büyükse özelliklerden biri çıkarılır. Bu süzgeç hedef etiketini kullanmaz ve yalnız doğrusal artıklığı ölçer. (Hastie vd., 2009)

B.8.3. Karşılıklı bilgi

Bir özelliğin sınıf etiketine ilişkin ne kadar bilgi taşıdığını nicel olarak değerlendirmek amacıyla karşılıklı bilgi (mutual information, MI) ölçütü kullanılır. Karşılıklı bilgi aşağıdaki eşitliklerle tanımlanır:

$$I(X;Y) = H(Y) - H(Y \mid X) \tag{B.93}$$

ve eşdeğer olarak

$$I(X;Y) = \sum_{x,y} p\,(x,y)\log\frac{p(x,y)}{p(x)p(y)} \tag{B.94}$$

biçimindedir. Bağımsızlıkta $I(X;Y) = 0$ olur. Karşılıklı bilgi doğrusal olmayan bağımlılığı yakalayabilir, fakat özellikler arasındaki artıklığı tek başına dikkate almaz. (Cover & Thomas, 1999)

B.8.4. MRMR

$$D(S) = \frac{1}{|S|}\sum_{x_j \in S} I\left(x_j;Y\right), \qquad R(S) = \frac{1}{|S|^2}\sum_{x_j,x_k \in S} I\left(x_j;x_k\right) \tag{B.95}$$

ve amaç

$$\max_S [D(S) - R(S)] \tag{B.96}$$

şeklindedir. (Peng vd., 2005)

B.8.5. LASSO ve Elastic Net

LASSO regresyonu, L1 ceza terimi sayesinde bazı katsayıları tam olarak sıfıra indirerek özellik seçimi yapar.

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}} = \underset{\boldsymbol{\beta}}{\operatorname{argmin}} \left[-\ell(\boldsymbol{\beta}) + \lambda \sum_j |\beta_j| \right] \tag{B.97}$$

Elastic Net ise L1 ve L2 ceza terimlerini birlikte kullanarak hem özellik seçimi yapar hem de yüksek korelasyonlu özelliklerin birlikte değerlendirilmesini sağlar.

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}} = \underset{\boldsymbol{\beta}}{\operatorname{argmin}} \left[-\ell(\boldsymbol{\beta}) + \lambda \left(\alpha \parallel \boldsymbol{\beta} \parallel_1 + \frac{1-\alpha}{2} \parallel \boldsymbol{\beta} \parallel_2^2 \right) \right] \tag{B.98}$$

ile seyrekliği ve korelasyonlu özelliklerin birlikte küçültülmesini birleştirir. (Tibshirani, 1996; Zou & Hastie, 2005)

B.8.6. PCA

Merkezlenmiş veri için kovaryans

$$\mathbf{S} = \frac{1}{n-1}\mathbf{X}_c^{\top}\mathbf{X}_c \tag{B.99}$$

ve özvektör problemi

$$\mathbf{S}\mathbf{v}_k = \lambda_k \mathbf{v}_k \tag{B.100}$$

çözülür. İlk q bileşene izdüşüm

$$\mathbf{Z} = \mathbf{X}_c \mathbf{W}_q \tag{B.101}$$

olur. PCA etiketi kullanmaz; yüksek varyans yönü en iyi sınıf ayrımı olmak zorunda değildir. (Jolliffe, 2002)

B.8.7. Katlama içinde özellik seçimi

Dış katlama k için eğitim ve doğrulama kümeleri $\mathcal{T}_k$ ve $\mathcal{V}_k$ olsun. Seçim puanları yalnız eğitimde hesaplanır:

$$I_j^{(k)} = I\left(X_j^{\mathcal{T}_k}; Y^{\mathcal{T}_k}\right), \qquad S_k = \mathrm{Top30}\left(I_1^{(k)}, \ldots, I_p^{(k)}\right). \tag{B.102}$$

Doğrulama tahmini

$$\hat{\mathbf{y}}_{\mathcal{V}_k} = f_{\theta_k}\left(\mathbf{X}_{\mathcal{V}_k, S_k}\right) \tag{B.103}$$

ile oluşturulur. Bütün veri üzerinde seçim yapmak doğrulama etiketini dolaylı olarak eğitim sürecine taşır. (Hastie vd., 2009)



Şekil B.6. Standardizasyon, korelasyon süzgeci ve karşılıklı bilgi seçiminin her dış katlamanın yalnız eğitim bölümünde uygulanması

Şekil B.6'da, standardizasyon, korelasyon süzgeci ve karşılıklı bilgi seçiminin her dış katlamanın yalnızca eğitim bölümünde uygulanarak veri sızıntısının nasıl önlendiği şematize edilmektedir.

B.9. Klasik Makine Öğrenmesi Modelleri

B.9.1. Lojistik regresyon

$$p(y = 1 \mid \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp[-(\beta_0 + \boldsymbol{\beta}^{\top}\mathbf{x})]} \tag{B.104}$$

ve log-odds

$$\log\frac{p}{1-p} = \beta_0 + \boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}\mathbf{x} \tag{B.105}$$

şeklindedir. L2 düzenlileştirmeli amaç

$$\mathcal{J}(\boldsymbol{\beta}) = -\ell(\boldsymbol{\beta}) + \frac{\lambda}{2}\sum_j \beta_j^2 \tag{B.106}$$

olur. Doğrusal karar sınırı ve düşük parametre sayısı, lojistik regresyonu küçük veri ve stacking meta modeli için uygun kılar. (Hosmer vd., 2013)

B.9.2. Karar ağacı

Gini safsızlığı

$$G(S) = 1 - \sum_c p_c^2 \tag{B.107}$$

ve entropi

$$H(S) = -\sum_c p_c \log_2 p_c \tag{B.108}$$

olarak tanımlanır. Bölme kazancı

$$\Delta I = I(S) - \frac{n_L}{n} I(S_L) - \frac{n_R}{n} I(S_R) \tag{B.109}$$

ile hesaplanır. Derinlik sınırı, küçük yapraklarda eğitim örneklerini ezberleme riskini azaltır. (Breiman vd., 2001)

B.9.3. Rastgele Orman

Her ağaç bootstrap örneğinde ve rassal özellik alt kümesiyle eğitilir. Orman olasılığı

$$\hat{p}_{\mathrm{RF}}(\mathbf{x}) = \frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B} \hat{p}_b\,(\mathbf{x}) \tag{B.110}$$

olur. Bootstrap örneğinde bir gözlemin seçilmeme olasılığı yaklaşık $e^{-1} = 0{,}368$'dir. Ağaçlar arası hata korelasyonu yükseldikçe ortalamanın varyans kazancı azalır. (Breiman, 2001b)

B.9.4. Gradyan artırma

$$F_m(\mathbf{x}) = F_{m-1}(\mathbf{x}) + \eta h_m(\mathbf{x}) \tag{B.111}$$

ve negatif gradyan

$$r_{im} = -\left.\frac{\partial \mathcal{L}\big(y_i, F(\mathbf{x}_i)\big)}{\partial F(\mathbf{x}_i)}\right|_{F=F_{m-1}} \tag{B.112}$$

ile yeni ağacın hedefi belirlenir. (Friedman, 2001)

B.9.5. XGBoost

Aşama amacı

$$\mathcal{L}^{(t)} = \sum_i l\left(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(\mathbf{x}_i)\right) + \Omega(f_t) \tag{B.113}$$

ve düzenlileştirme

$$\Omega(f) = \gamma T + rac\lambda 2 \sum_{j=1}^{T} w_j^2 + \alpha \sum_{j=1}^{T} |w_j| \tag{B.114}$$

şeklindedir. İkinci derece yaklaşımda

$$\tilde{\mathcal{L}}^{(t)} = \sum_i \left[g_i f_t(\mathbf{x}_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(\mathbf{x}_i)\right] + \Omega(f_t). \tag{B.115}$$

Bir yaprağın yaklaşık en iyi ağırlığı

$$w_j^* = -\frac{G_j}{H_j + \lambda} \tag{B.116}$$

olur. (T. Chen & Guestrin, 2016)

B.9.6. LightGBM

LightGBM sürekli değerleri histogram kutularına ayırır ve en yüksek kazançlı yaprağı önce genişletir:

$$\ell^* = \underset{\ell}{\text{argmax}} \text{Gain}(\ell). \tag{B.117}$$

Leaf-wise büyüme kaybı hızlı azaltabilir, ancak küçük örneklemde derin tek dallar aşırı uyum oluşturabilir. (Ke vd., 2017b)

B.9.7. Yumuşak oylama

$$p_{\text{soft}} = \sum_{m=1}^{M} w_m\, p_m, \qquad \sum_m w_m = 1. \tag{B.118}$$

Eşit ağırlıkta $w_m = 1/M$ olur. Olasılıkların ortalanması model güvenini kullanır, fakat kalibrasyonu otomatik düzeltmez. (Dietterich, 2000)

B.10. Füzyon Yöntemleri

B.10.1. Olasılık ortalaması

Derin öğrenme ve klasik model olasılıklarının sabit ortalaması

$$p_{\text{avg},i} = rac p_{\text{DL},i} + p_{\text{ML},i} 2 \tag{B.119}$$

şeklindedir. İki tahminin varyansı

$$\text{Var}\left(\frac{P_1 + P_2}{2}\right) = \frac{1}{4}[\text{Var}(P_1) + \text{Var}(P_2) + 2\text{Cov}(P_1, P_2)] \tag{B.120}$$

olur. Hata korelasyonu yüksekse kazanç azalır. (Z.-H. Zhou, 2025)

B.10.2. Stacking

Meta özellik matrisi

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} p_{\mathrm{DL},1} & p_{\mathrm{ML},1} \\ \vdots & \vdots \\ p_{\mathrm{DL},n} & p_{\mathrm{ML},n} \end{bmatrix} \tag{B.121}$$

ve lojistik meta model

$$p_{\mathrm{stack},i} = \sigma\left(\beta_0 + \beta_1 p_{\mathrm{DL},i} + \beta_2 p_{\mathrm{ML},i}\right) \tag{B.122}$$

şeklindedir. (Wolpert, 1992)

B.10.3. OOF ve çapraz uydurma

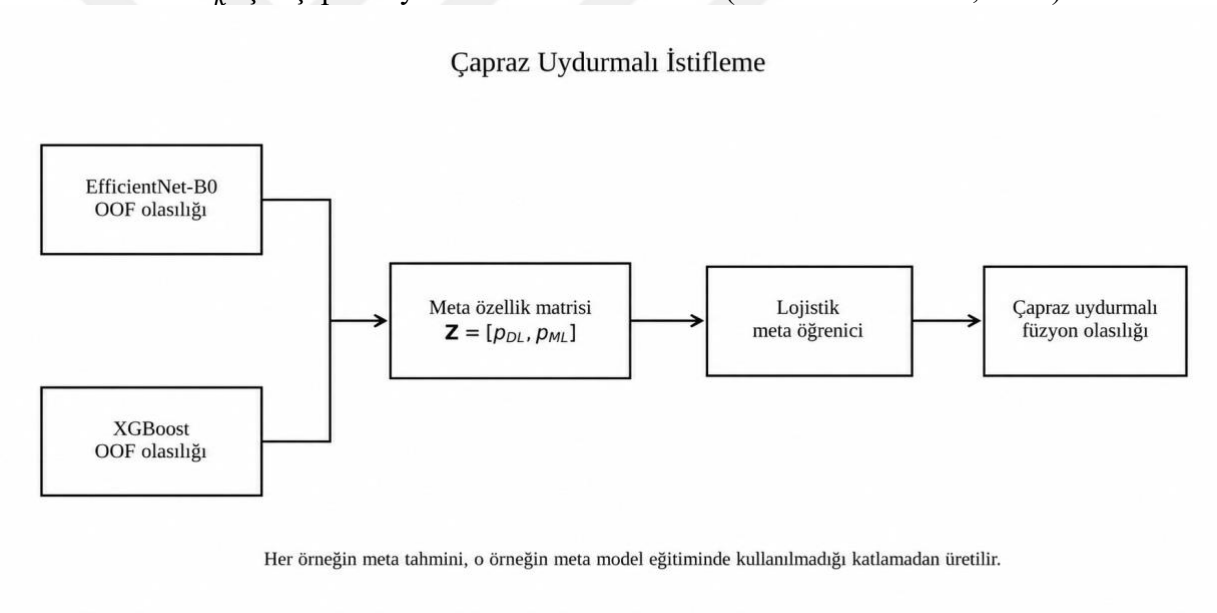
Temel OOF tahmin

$$p_i^{\mathrm{OOF}} = f_{\theta_{-k(i)}}(\mathbf{x}_i) \tag{B.123}$$

ile, örneği görmeyen temel modelden alınır. Meta model de aynı satırda değerlendirilmemelidir. Meta katlama $\mathcal{M}_k$ için

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(-k)} = \underset{\boldsymbol{\beta}}{\operatorname{argmin}} \sum_{i \notin \mathcal{M}_k} \mathcal{L}\left(y_i, \sigma(\beta_0 + \boldsymbol{\beta}^{\mathsf{T}} \mathbf{z}_i)\right) \tag{B.124}$$

ve $i \in \mathcal{M}_k$ için çapraz uydurmalı tahmin üretilir. (Chernozhukov vd., 2018)



Şekil B.7. Temel katlamadışı olasılıkların lojistik meta öğreniciyle çapraz uydurmalı biçimde birleştirilmesi

Şekil B.7'de, temel katlamadışı olasılıkların lojistik meta öğreniciyle çapraz uydurmalı biçimde birleştirilmesine dayanan istifleme yaklaşımı gösterilmektedir.

B.10.4. Hasta düzeyi toplama

Bir hastanın görüntü olasılıkları $p_{h,1}, \ldots, p_{h,m_h}$ için

$$p_h^{\mathrm{ort}} = \frac{1}{m_h} \sum_j p_{h,j}\,, \qquad p_h^{\max} = \max_j p_{h,j}, \qquad p_h^{\mathrm{med}} = \mathrm{median}_j\, p_{h,j}. \tag{B.125}$$

Ortalama bütün görüntülere eşit ağırlık verir, maksimum tek yüksek skora duyarlıdır, medyan ise aykırı tek görüntüye daha dayanıklıdır.

B.11. Kalibrasyon ve Klinik Eşik Belirleme

B.11.1. Kalibrasyon

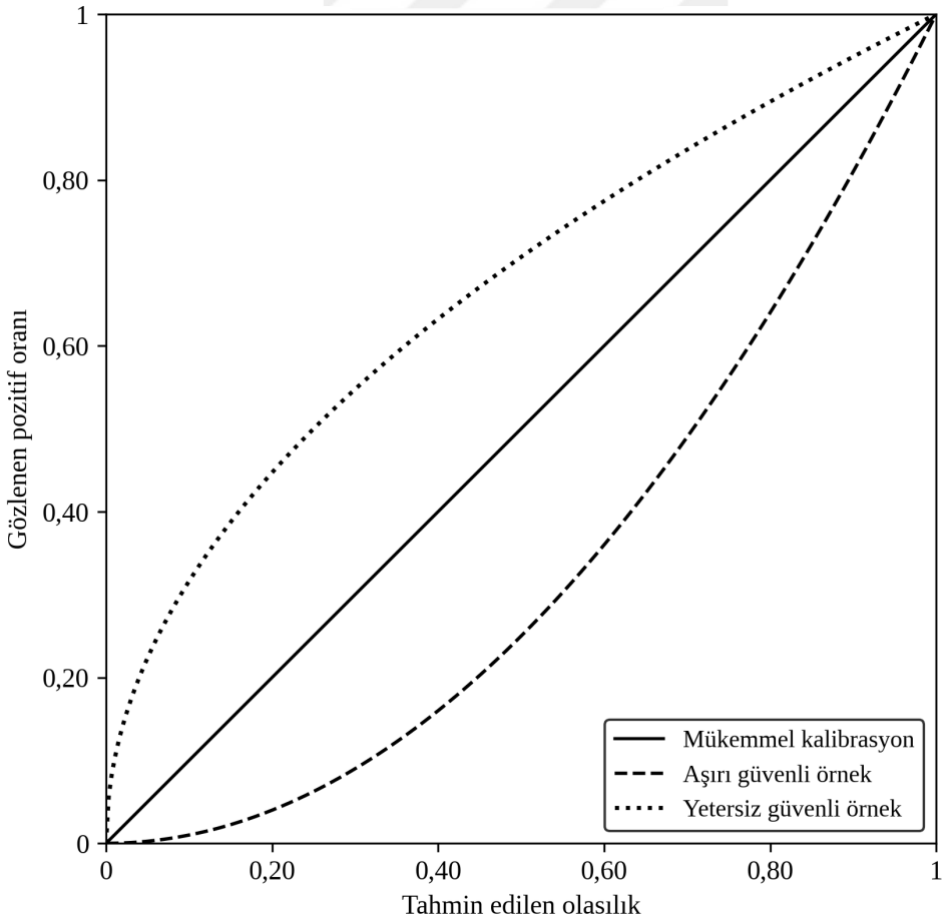
Kalibre model için

$$P(Y = 1 \mid \hat{p} = p) = p \tag{B.126}$$

beklenir. Kutu b için ortalama tahmin ve gözlenen oran

$$\mathrm{conf}(b) = \frac{1}{n_b} \sum_{i \in \mathcal{B}_b} \hat{p}_i \,, \qquad \mathrm{acc}(b) = \frac{1}{n_b} \sum_{i \in \mathcal{B}_b} y_i \tag{B.127}$$

olur. (Niculescu-Mizil & Caruana, 2005)



Şekil B.8. Güvenilirlik eğrisinde mükemmel kalibrasyon, aşırı güven ve yetersiz güven örnekleri

Şekil B.8'de, güvenilirlik eğrisi üzerinde mükemmel kalibrasyon ile aşırı güven ve yetersiz güven durumları örneklenmektedir.

B.11.2. Brier skoru ve ECE

$$\mathrm{BS} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{p}_i - y_i)^2 \tag{B.128}$$

ve

$$\mathrm{ECE} = \sum_{b=1}^{B}\frac{n_b}{n}|\mathrm{acc}(b) - \mathrm{conf}(b)| \tag{B.129}$$

şeklindedir. ECE kutu sayısına ve sınırlarına duyarlıdır. (Brier, 1950; Guo vd., 2017)

B.11.3. Sıcaklık ölçekleme

$$\hat{p}_i(T) = \sigma\left(\frac{z_i}{T}\right), \qquad T > 0 \tag{B.130}$$

ile logit ölçeklenir. $T > 1$ olasılıkları $0{,}5$ yönüne taşır. En iyi sıcaklık

$$T^* = \underset{T>0}{\mathrm{argmin}}\left[-\sum_i y_i \log\hat{p}_i(T) + (1-y_i)\log\big(1-\hat{p}_i(T)\big)\right] \tag{B.131}$$

ile seçilir. Pozitif T sıralamayı değiştirmediği için AUC ideal koşullarda aynı kalır. (Guo vd., 2017)

B.11.4. Eşik ölçütleri

Sınıf kararı

$$\hat{y}_i(t) = \mathbf{1}[\hat{p}_i \geq t] \tag{B.132}$$

ile verilir. Youden ölçütü

$$J(t) = \mathrm{Duyarlılık}(t) + \mathrm{Seçicilik}(t) - 1 \tag{B.133}$$

ve maliyet duyarlı amaç

$$C(t) = C_{\mathrm{FN}}FN(t) + C_{\mathrm{FP}}FP(t) \tag{B.134}$$

şeklindedir. (Youden, 1950)

B.11.5. Karar eğrisi

Standart net fayda

$$NB(t) = \frac{TP(t)}{n} - \frac{FP(t)}{n}\frac{t}{1-t} \tag{B.135}$$

ile hesaplanır. $t/(1-t)$ eşik olasılığının odds karşılığıdır. Model eğrisi belirli eşik aralığında herkesi değerlendir ve hiç kimseyi değerlendirme stratejilerinin üzerindeyse pozitif net fayda sağlar. (Vickers & Elkin, 2006)

B.12. Açıklanabilirlik Yöntemleri

B.12.1. SHAP

Özellik j için Shapley değeri

$$\phi_j = \sum_{S \subseteq N \setminus \{j\}} \frac{|S|!\,(M - |S| - 1)!}{M!} [v(S \cup \{j\}) - v(S)] \tag{B.136}$$

şeklindedir. Yerel toplamsallık

$$f(\mathbf{x}) = \phi_0 + \sum_{j=1}^{M} \phi_j \tag{B.137}$$

ilişkisini sağlar. Global önem çoğunlukla

$$I_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |\phi_{ij}| \tag{B.138}$$

ile hesaplanır. Korelasyonlu özelliklerde katkıların özellikler arasında paylaşılması yorumu zorlaştırabilir. (Lundberg & Lee, 2017)

B.12.2. Grad-CAM

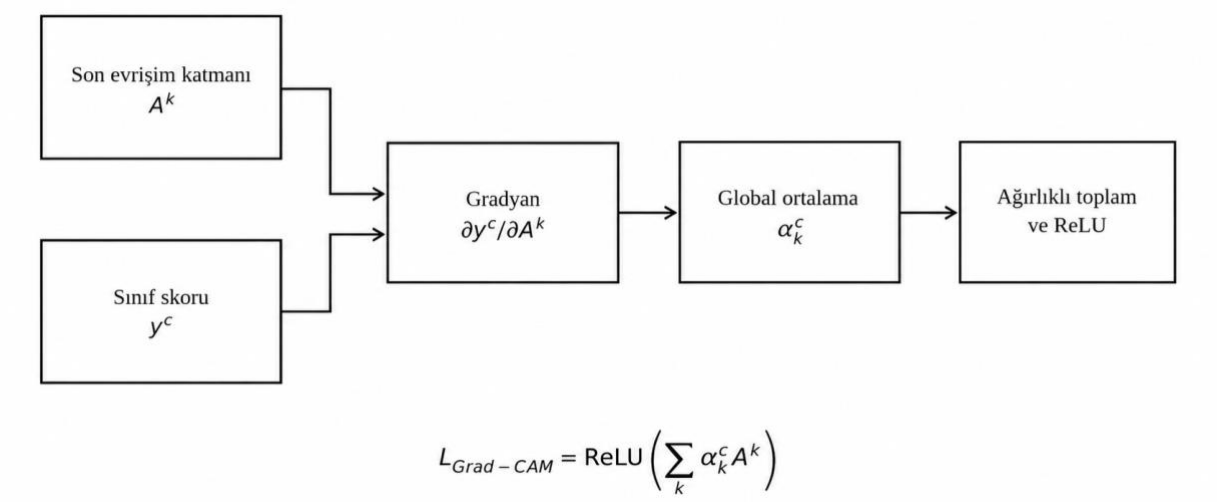
Seçilen evrişim katmanındaki aktivasyon haritaları A^k ve hedef sınıf skoru y^c için kanal ağırlığı

$$\alpha_k^c = \frac{1}{HW} \sum_{i=1}^{H} \sum_{j=1}^{W} \frac{\partial y^c}{\partial A_{ij}^k} \tag{B.139}$$

olarak hesaplanır. Isı haritası

$$L_{\text{Grad-CAM}}^c = \text{ReLU}\left(\sum_k \alpha_k^c \, A^k \right) \tag{B.140}$$

olur.



Şekil B.9. Grad-CAM yönteminde sınıf skorundan son evrişim katmanına gradyan aktarımı ve ağırlıklı ısı haritası üretimi

Şekil B.9'da, Grad-CAM yönteminde sınıf skorundan son evrişim katmanına gradyan aktarımı ve ağırlıklı ısı haritasının üretimi gösterilmektedir.

Grad-CAM sınıfa özgü duyarlılık haritasıdır; piksel düzeyinde kesin anatomik sınır veya nedensel açıklama değildir. Attention U-Net kapı katsayıları ise ileri geçişte oluşan ara özellik ağırlıklarıdır ve Grad-CAM ile aynı anlama gelmez. (Selvaraju vd., 2020)

B.13. Tahmin Belirsizliği ve Dağılım Dışı Örnek Tespiti

B.13.1. Aleatorik ve epistemik belirsizlik

Toplam varyans özdeşliği

$$\text{Var}(Y \mid \mathbf{x}, \mathcal{D}) = \mathbb{E}_{\theta|\mathcal{D}}[\text{Var}(Y \mid \mathbf{x}, \theta)] + \text{Var}_{\theta|\mathcal{D}}[\mathbb{E}(Y \mid \mathbf{x}, \theta)] \quad \text{(B.141)}$$

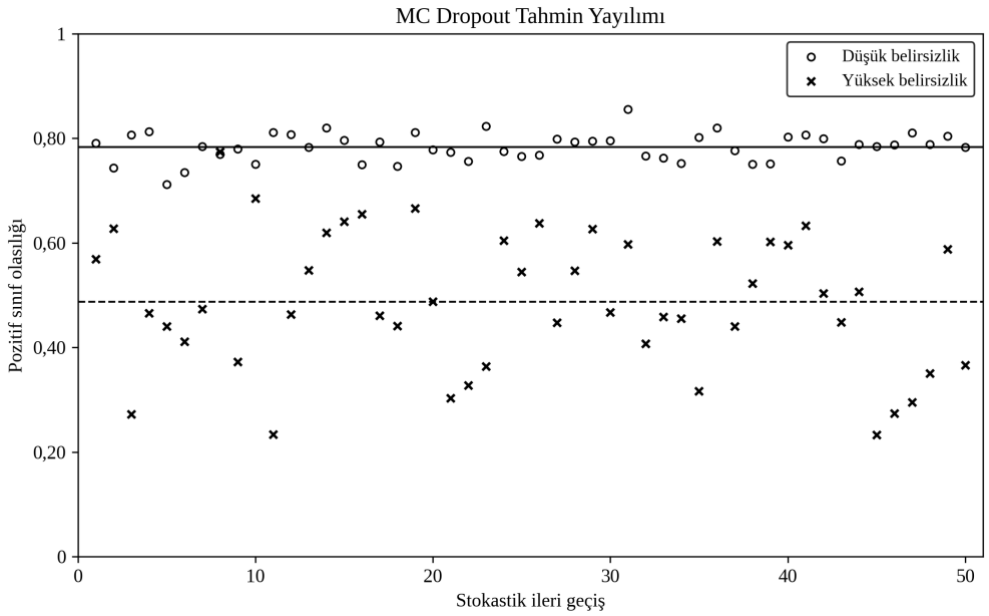
ile veri gürültüsü ve model parametresi belirsizliği ayrılabilir. MC Dropout esas olarak ikinci bileşen için yaklaşık bilgi sağlar. (Kendall & Gal, 2017)

B.13.2. MC Dropout

$$\hat{p}_t = f_{\theta,\mathbf{m}_t}(\mathbf{x}), \qquad t = 1, \ldots, T \quad \text{(B.142)}$$

olmak üzere

$$\overline{p} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \hat{p}_t\,, \qquad s_p = \sqrt{\frac{1}{T-1}\sum_{t=1}^{T}(\hat{p}_t - \overline{p})^2}. \quad \text{(B.143)}$$



Şekil B.10. MC Dropout geçişlerinde düşük ve yüksek tahmin yayılımının karşılaştırılması

Şekil B.10'da, MC Dropout geçişlerinde düşük ve yüksek tahmin yayılımının belirsizlik göstergesi olarak karşılaştırılması sunulmaktadır.

Tahmin entropisi

$$H(\overline{p}) = -\overline{p}\log\overline{p} - (1-\overline{p})\log(1-\overline{p}) \tag{B.144}$$

ortalama karar kararsızlığını ölçer. Entropi ile geçişler arası standart sapma aynı bilgi değildir. (Gal & Ghahramani, 2016a)

B.13.3. Mahalanobis uzaklığı

$$D_M(\mathbf{x}) = \sqrt{(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^{\top}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})} \tag{B.145}$$

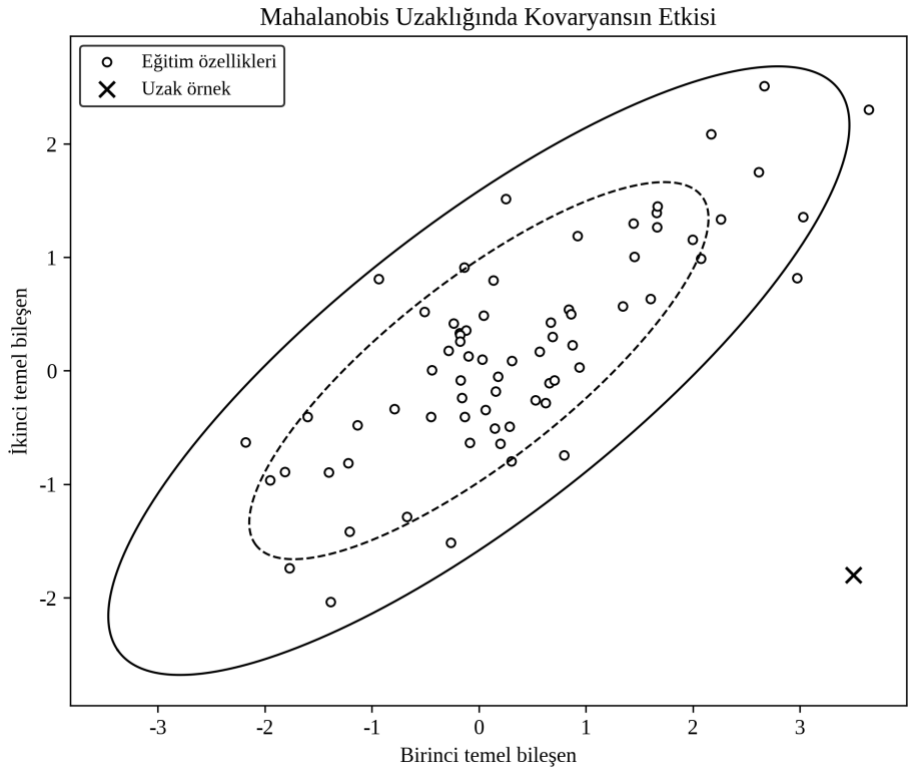
özellik varyansını ve korelasyonunu hesaba katar. Yüksek boyutta $p \geq n$ olduğunda kovaryans tekil olabilir. PCA sonrası

$$\mathbf{z} = (\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_X)\mathbf{W}_q \tag{B.146}$$

ve

$$D^2_{M,q} = \sum_{j=1}^{q} \frac{\left(z_j - \mu_{Z,j}\right)^2}{\lambda_j} \tag{B.147}$$

hesaplanır.



Şekil B.11. Mahalanobis uzaklığının kovaryans elipslerine göre yön ve ölçek duyarlılığı

Şekil B.11'de, Mahalanobis uzaklığının kovaryans elipslerine göre yön ve ölçek duyarlılığı görselleştirilmektedir.

Ampirik eşik

$$\tau_M = Q_{0,95}(d_1, \dots, d_n) \tag{B.148}$$

ile eğitim uzaklıklarının yüzde 95 yüzdeliğinden belirlenebilir. (Mahalanobis, 1936)

B.13.4. Isolation Forest

Rassal bölmeler örneği izole edene kadar sürdürülür. Ortalama yol uzunluğu $E[h(\mathbf{x})]$ için anomali skoru

$$s(\mathbf{x}, n) = 2^{-E[h(\mathbf{x})]/c(n)}, \tag{B.149}$$

$$c(n) = 2H_{n-1} - \frac{2(n-1)}{n} \tag{B.150}$$

şeklindedir. Kısa yol, örneğin daha kolay izole edildiğini ve daha aykırı göründüğünü belirtir. (F. T. Liu vd., 2008)

B.13.5. OOD ve belirsizlik ayrımı

$D_M(\mathbf{x})$ eğitim özellik bulutuna uzaklığı, $s_p(\mathbf{x})$ model alt ağları arasındaki görüş ayrılığını ölçer. Yüksek uzaklık ile düşük belirsizlik, modelin yabancı örnekte aşırı

güvenli olabileceğini gösterir. Bu ölçütler ayrı güvenlik tanılarıdır ve dış doğrulamanın yerini tutmaz. (K. Lee vd., 2018)

B.14. Çapraz Doğrulama, İstatistiksel Değerlendirme ve Eğitim Kontrolü

B.14.1. Hasta izolasyonlu beş katlı OOF

Aynı hastaya ait görüntüler tek katlamada tutulur. Katlama k için

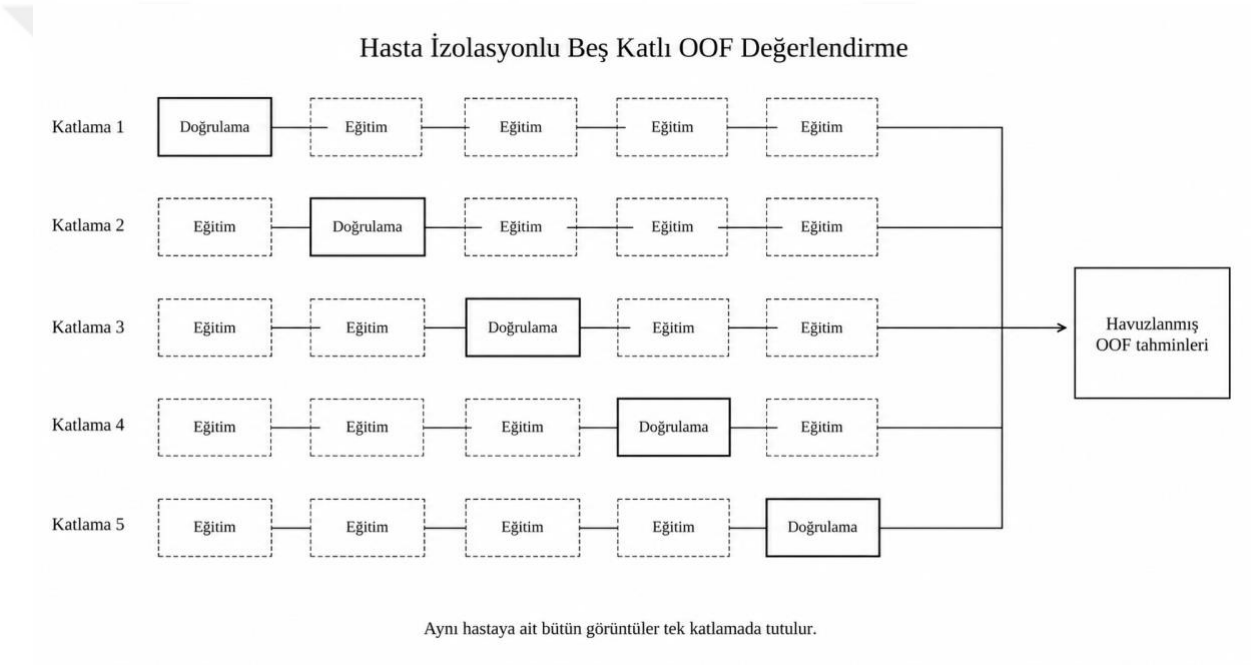
$$\mathcal{T}_k = \mathcal{D}\backslash\mathcal{V}_k, \qquad f_{\theta_k} = \mathrm{Train}(\mathcal{T}_k), \tag{B.151}$$

$$\hat{p}_i = f_{\theta_k}(\mathbf{x}_i), \qquad i \in \mathcal{V}_k. \tag{B.152}$$

Bütün doğrulama tahminleri birleştirilerek

$$\hat{\mathbf{p}}_{\mathrm{OOF}} = [\hat{p}_1, \dots, \hat{p}_n]^{\mathsf{T}} \tag{B.153}$$

elde edilir.



Şekil B.12. Aynı hastaya ait görüntülerin tek katlamada tutulduğu beş katlı katlamadışı değerlendirme

Şekil B.12'de, aynı hastaya ait görüntülerin tek bir katlamada tutulduğu hasta izolasyonlu beş katlı katlamadışı değerlendirme şeması gösterilmektedir.

Sentetik veya temizlenmiş türev görüntü için

$$\mathbf{x}_i \in \mathcal{V}_k \quad \Rightarrow \quad \tilde{\mathbf{x}}_i \notin \mathcal{T}_k \tag{B.154}$$

koşulu veri sızıntısını önler. (Hastie vd., 2009)

B.14.2. Sınıflandırma ölçütleri

$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{TP + FN}, \qquad \text{Seçicilik} = \frac{TN}{TN + FP}, \tag{B.155}$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{TP}{TP + FP}, \qquad F1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}, \tag{B.156}$$

$$\text{Dengeli doğruluk} = \frac{\text{Duyarlılık} + \text{Seçicilik}}{2}. \tag{B.157}$$

F1 gerçek negatifleri doğrudan içermez. Tek ölçüt yerine ayırım, eşik ve kalibrasyon ölçütleri birlikte değerlendirilmelidir. (Sokolova & Lapalme, 2009)

B.14.3. ROC ve AUC

Pozitif skor S^+ ve negatif skor S^- için

$$\text{AUC} = P(S^+ > S^-) + \frac{1}{2}P(S^+ = S^-). \tag{B.158}$$

Ampirik biçim

$$\widehat{\text{AUC}} = \frac{1}{mn}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\psi\left(S_i^+, S_j^-\right) \tag{B.159}$$

olup ψ doğru sıralamada 1, eşitlikte 0,5, ters sıralamada 0 değerini alır. AUC belirli bir klinik eşikteki duyarlılığı veya olasılık kalibrasyonunu göstermez. (Fawcett, 2006)

B.14.4. Bootstrap güven aralığı

Bootstrap örneği yerine koymalı seçilir:

$$\mathcal{D}^{*(b)} = \{z_{i_1}, \dots, z_{i_n}\}, \qquad \hat{\theta}^{*(b)} = T\left(\mathcal{D}^{*(b)}\right). \tag{B.160}$$

Yüzdelik yüzde 95 aralık

$$\left[Q_{0,025}\left(\hat{\theta}^*\right), Q_{0,975}\left(\hat{\theta}^*\right)\right] \tag{B.161}$$

ile hesaplanır. Çoklu görüntülerde hastaların bütün görüntülerini birlikte örnekleyen kümeli bootstrap, bağımlılık yapısını daha iyi korur. (Efron & Tibshirani, 1994)

B.14.5. DeLong testi

İki modelin AUC farkı

$$\Delta = \hat{\theta}_1 - \hat{\theta}_2 \tag{B.162}$$

ve eşleştirilmiş standart hata

$$SE(\Delta) = \sqrt{\text{Var}\left(\hat{\theta}_1\right) + \text{Var}\left(\hat{\theta}_2\right) - 2\text{Cov}\left(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2\right)} \tag{B.163}$$

ile test istatistiği

$$z = \frac{\Delta}{SE(\Delta)} \tag{B.164}$$

hesaplanır. Aynı hastanın çoklu görüntüleri varsa varyans hesabı hasta kümelerini dikkate almalıdır. (DeLong vd., 1988)

B.14.6. Benjamini-Hochberg düzeltmesi

Sıralı p-değerleri $p_{(1)} \leq \cdots \leq p_{(m)}$ için en büyük k

$$p_{(k)} \leq \frac{k}{m} q \tag{B.165}$$

koşulunu sağlıyorsa ilk k hipotez reddedilir. Bu yöntem reddedilen hipotezler içindeki beklenen yanlış keşif oranını denetler. (Benjamini & Hochberg, 1995)

B.14.7. AdamW

Adam momentleri

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1-\beta_1) g_t, \tag{B.166}$$
$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1-\beta_2) g_t^2 \tag{B.167}$$

ve yanlılık düzeltmeleri

$$\widehat{m}_t = \frac{m_t}{1-\beta_1^t}, \qquad \widehat{v}_t = \frac{v_t}{1-\beta_2^t} \tag{B.168}$$

ile hesaplanır. AdamW güncellemesi

$$\theta_{t+1} = (1-\eta\lambda)\theta_t - \eta \frac{\widehat{m}_t}{\sqrt{\widehat{v}_t} + \varepsilon} \tag{B.169}$$

şeklindedir. Ağırlık sönümü uyarlanır gradyan ölçeğinden ayrılır. (Loshchilov & Hutter, 2017a)

B.14.8. Öğrenme oranı ısınması ve kosinüs sönümleme

Doğrusal ısınma

$$\eta_t = \eta_0 + (\eta_{\max} - \eta_0) \frac{t}{T_w} \tag{B.170}$$

ile öğrenme oranını kademeli artırır. Sonraki kosinüs sönümleme

$$\eta_t = \eta_{\min} + \frac{1}{2}(\eta_{\max} - \eta_{\min}) \left[1 + \cos\left(\pi \frac{t - T_w}{T - T_w}\right)\right] \tag{B.171}$$

ile sona doğru küçük adımlar üretir. (Loshchilov & Hutter, 2017b)

B.14.9. Erken durdurma ve EMA

Doğrulama ölçütü M_t, en iyi değer M_{best} ve minimum iyileşme δ için

$$M_t > M_{\text{best}} + \delta \tag{B.172}$$

koşulu sağlanmazsa sayaç artar; belirlenen patience sonrasında eğitim durur. Metrik EMA

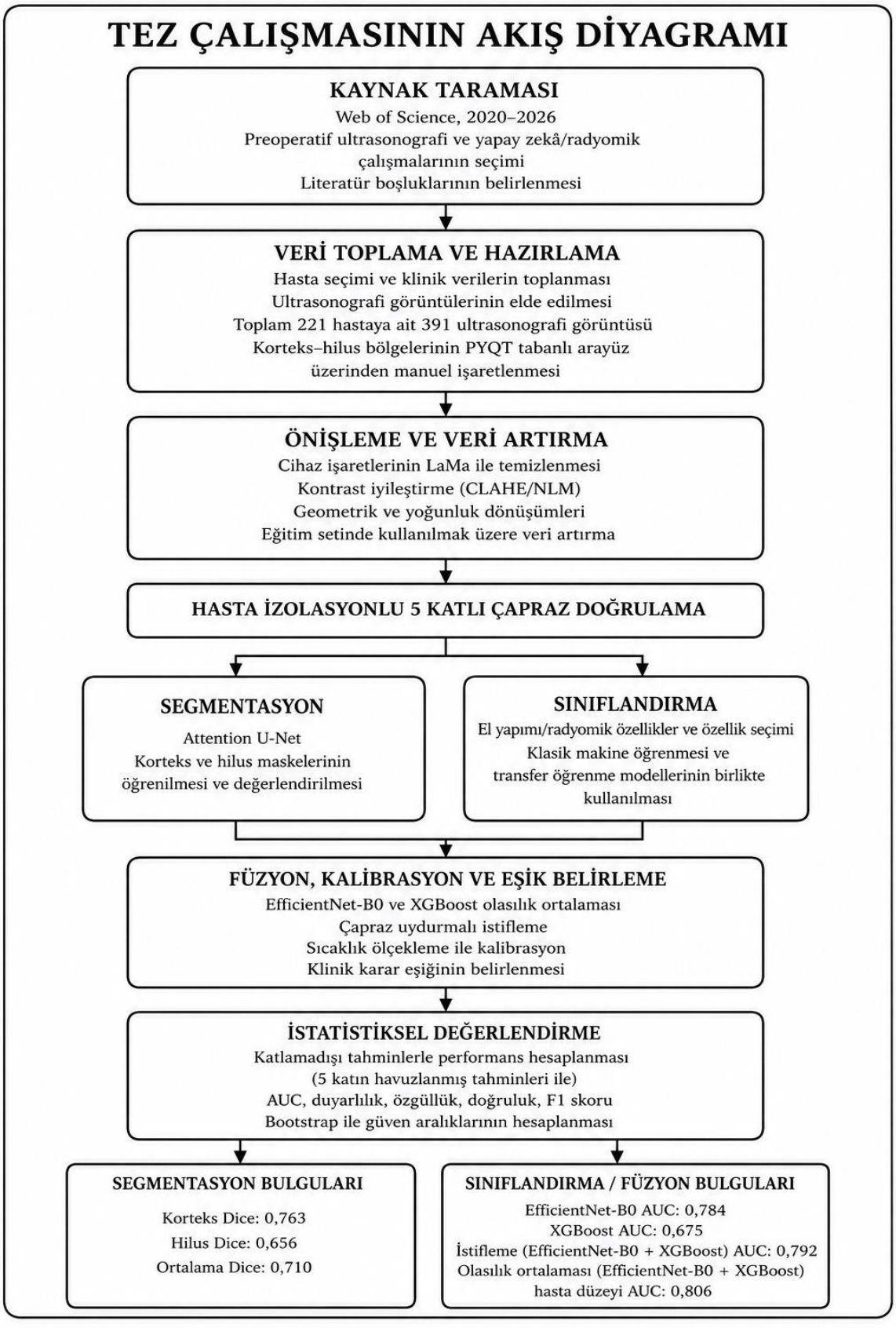
$$m_t = \alpha m_{t-1} + (1-\alpha) M_t \tag{B.173}$$

ile doğrulama dalgalanmasını yumuşatır. Bu işlem model ağırlığı EMA'sından farklıdır:

$$\overline{\theta}_t = \alpha \overline{\theta}_{t-1} + (1-\alpha)\theta_t. \tag{B.174}$$

Her ikisi de aynı yumuşatma yaklaşımına dayansa da metrik EMA'sı eğitimin ne zaman durdurulacağına karar veren sinyali temizlerken, ağırlık EMA'sı eğitim boyunca görülen parametrelerin izini sürerek modelin nihai halini oluşturur. (Goodfellow vd., 2016; Polyak & Juditsky, 1992)

Ek C: Tez Çalışmasının Akış Diyagramı



Şekil C.1. Tez Çalışmasının Akış Diyagramı

Ek D: Etik Kurul Belgesi

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
Tıbbi Bilimsel Araştırmalar Etik Kurulu

ETİK KURUL BİLGİLERİ	ETİK KURULUN ADI	Akdeniz Üniversitesi Tıbbi Bilimsel Araştırmalar Etik Kurulu
	AÇIK ADRESİ:	Akdeniz Üniversitesi Tıp Fakültesi Dekanlığı Morfoloji Binası F Blok 1. Kat No: A1-05 Kampüs /ANTALYA
	TELEFON	0 (242) 249 69 54
	E-POSTA	tbaetik@akdeniz.edu.tr
PROJE YÜRÜTÜCÜSÜ UNVANI/ADI/SOYADI		Dr.Öğr.Üyesi Evrim Sürer BUDAK
ARAŞTIRMANIN AÇIK ADI		Meme Kanseri Hastalarında Aksiller Lenf Nodu PET/BT, MR, USG Görüntüleme Bulgularının, Patoloji Verileri Referans Alınarak Yapay Zeka ile Değerlendirilmesi
KARAR BİLGİLERİ	**Karar No:TBAEK- 874**	**Tarih: 25.09.2025**
	Yukarıda bilgileri verilen çalışmanın yapılacağı merkez/merkezlerden gerekli izinler alındıktan sonra yapılmasında bilimsel ve etik açısından sakınca olmadığına oy birliği ile karar verilmiştir.	

ÖZGEÇMİŞ

Serkan PAKER

EĞİTİM BİLGİLERİ

Yüksek Lisans 2023 - 2026	Akdeniz Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Antalya
Lisans 2018 - 2022	Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği, Denizli

MESLEKİ VE İDARİ GÖREVLER

Araştırma Görevlisi 2025-Devam Ediyor	Akdeniz Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Antalya

Ulusal bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitaplarında basılan bildiriler

1- Paker, S., Sürer Budak, E., Bilgin, G., Hosseiny, M., & Bilgin, S., (2025). Artificial Intelligence for Predicting Axillary Lymph Node Metastasis in Breast Cancer: A Short Review of Multimodal Imaging Approaches. International Conference on Next-Generation Engineering Technologies (ISNET'2025) (pp.58-59). Antalya, Türkiye

ÖDÜLLER

Bilgin S., Paker S., NeurIPS - Open Polymer Prediction 2025, Kaggle, Eylül 2025