2025 33rd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU) | 979-8-3315-6655-5/25/$31.00 ©2025 IEEE | DOI: 10.1109/SIU66497.2025.11111984

BT Görüntülerinden İnme Sınıflandırması İçin Derin Öğrenme Mimarilerinin Kapsamlı Karşılaştırması Comprehensive Comparison of Deep Learning Architectures for Stroke Classification from CT Images

Erdem Yanar ve Furkan Kutan
UGES Sektör Başkanlığı ve SST Sektör Başkanlığı
Aselsan A.Ş.
Ankara, Türkiye
eyanar.bme@gmail.com, furkan.kutan@gazi.edu.tr

Kubilay Ayturan ve Uğurhan Kutbay ve Fırat Hardalaç
Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü
Gazi Üniversitesi
Ankara, Türkiye
kubilay.ayturan@gazi.edu.tr, ukutbay@gazi.edu.tr, firat@gazi.edu.tr

Mehmet Selman Doğan
Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü
Konya Teknik Üniversitesi
Konya, Türkiye
m.selman.dogan@hotmail.com

Oktay Algın
Dahili Tıp Bilimleri Bölümü
Ankara Üniversitesi
Ankara, Türkiye
oktay.algin@bilkent.edu.tr

***Özetçe* —İnme, dünya genelinde ölüm ve kalıcı sağlık problemlerinin önde gelen nedenlerinden biri olup iskemik ve hemorajik olmak üzere iki ana türe ayrılır. Bilgisayarlı Tomografi (BT) görüntülerinden inme türlerinin doğru sınıflandırılması, acil müdahalelerde hayati önem taşır. Bu çalışma, inme var (iskemik, hemorajik) ve yok (sağlıklı) durumlarını sınıflandırmak amacıyla güncel derin öğrenme mimarilerini karşılaştırmaktadır. ResNet, ViT, EfficientNet, Inception, ResNeXt, MobileNet, ConvNeXt, ConvNeXtV2 ve DaViT gibi mimariler, TEKNOFEST 2021 kapsamında oluşturulmuş bir veri seti üzerinde doğruluk, hassasiyet, özgüllük ve verimlilik açısından değerlendirilmiştir. Sonuçlar, Vision Transformer ve ConvNeXtV2'nin yüksek başarı sağladığını; MobileNet'in ise %97.59 F1-skoruyla düşük hesaplama maliyetli ve klinik uygulamalara uygun bir alternatif sunduğunu göstermektedir.**

Anahtar Kelimeler—Derin Öğrenme, İnme Tespiti, Evrişimli Sinir Ağları, BT Görüntüleme.

***Özet*—Stroke, a leading cause of death and permanent disability worldwide, is classified into ischemic and hemorrhagic types. Accurate and timely classification from CT images is critical for effective treatment in emergency care. This study compares modern deep learning models ResNet, ViT, EfficientNet, Inception, ResNeXt, MobileNet, ConvNeXt, ConvNeXtV2, and DaViT—for classifying stroke (ischemic, hemorrhagic) and non-stroke cases from CT images. Models were evaluated using the 2021 Teknofest stroke dataset based on accuracy, precision, specificity, and computational efficiency. Results show that while advanced models like ViT and ConvNeXtV2 offer high performance, lightweight architectures such as MobileNet (F1-score: 97.59%) are clinically viable and ideal for resource-limited environments.**

979-8-3315-6655-5/25/$31.00 ©2025 IEEE

Keywords—Deep Learning, Stroke Detection, Convolutional Neural Networks, CT Imaging

I. GIRIŞ

İnme, küresel sağlık sorunları arasında önemli bir yer tutmakta olup, vakalar genellikle inme var (iskemik veya hemorajik inme) ve inme yok (sağlıklı) olarak sınıflandırılmaktadır. İskemik inme, tıkalı kan damarları nedeniyle oluşurken, hemorajik inme beyin damarlarının yırtılması sonucu meydana gelir. İnmenin varlığı veya yokluğu, uygulanacak tedavi stratejilerini doğrudan etkilediğinden, bunun doğru ve hızlı bir şekilde belirlenmesi kritik öneme sahiptir [1] .

Bilgisayarlı tomografi (BT) görüntüleme, yüksek çözünürlüklü beyin taramaları sunması ve yaygın erişilebilirliği nedeniyle inme teşhisinde sıklıkla tercih edilmektedir. Ancak, BT taramalarının manuel olarak yorumlanması zaman alıcı ve yorucu bir süreç olabilir. Bu nedenle, inmenin otomatik olarak teşhis edilmesi, radyologlar için büyük bir önem taşımaktadır. [2].

Son yıllarda, derin öğrenme tabanlı yaklaşımlar, tıbbi görüntü analizinde çığır açmış; özellikle Evrişimli Sinir Ağları (CNN'ler) ResNet [3], Inception [4] ve MobileNet [5] gibi mimarilerle önemli başarılar elde edilmiştir. Daha yakın zamanda, Vision Transformer (ViT) [6] gibi transformatör tabanlı modeller, kendi kendine dikkat mekanizmalarıyla küresel bağlamı yakalamada güçlü alternatifler olarak öne çıkmış; ConvNeXt [7] ve DaViT [8] ise CNN ve transformatör yaklaşımlarının güçlü yönlerini birleştirerek yeni bir perspektif sunmuştur.

Bu çalışmanın amacı, BT görüntüleri kullanılarak inme

Authorized licensed use limited to: ULAKBIM UASL - GAZI UNIV. Downloaded on November 02,2026 at 09:45:21 UTC from IEEE Xplore. Restrictions apply.

sınıflandırmasında, ResNet, Vision Transformer, EfficientNet, Inception, ResNeXt, MobileNet, ConvNeXt, ConvNeXtV2 ve DaViT gibi güncel derin öğrenme mimarilerinin performanslarını karşılaştırılarak bu mimarilerin inme teşhis probleminde detaylı analizi yapılmıştır. Böylece çalışma üç temel katkısı bulunmaktadır:

1) İnme sınıflandırması için güncel derin öğrenme mimarilerinin detaylı bir karşılaştırmasını sunmak,
2) Klinik veri seti üzerinde modellerin genellenebilirliğini değerlendirerek klinik uygulamalara yönelik önerilerde bulunmak,
3) Gelecekteki araştırmalar için referans noktası oluşturacak sağlam ve verimli modellerin geliştirilmesine zemin hazırlamak.

II. İLGILI ÇALIŞMALAR

Bilgisayarlı tomografi (BT) görüntülerinden inme sınıflandırması, makine öğrenmesi alanındaki önemli ilerlemelerle önemli ölçüde gelişmiştir. İlk çalışmalar, destek vektör makineleri (SVM) ve rastgele orman gibi geleneksel makine öğrenmesi yöntemlerine dayanmaktaydı. Ancak, bu yöntemler genellikle elle çıkarılan özelliklere bağımlıydı [2]. Bu durum, klinik uygulamalarda kullanılan modellerin genelleme yeteneğini sınırlayarak, performanslarının düşmesine neden olabilmektedir.

Derin öğrenme, özellikle konvolüsyonel sinir ağları (CNN) gibi modellerin kullanımıyla, elle çıkarılan öz niteliklere olan bağımlılığı ortadan kaldırmış ve büyük veri setlerinden otomatik olarak anlamlı öz niteliklerin çıkartılmasını mümkün kılmıştır. Bu sayede, derin öğrenme yöntemleri, daha geniş ve çeşitli veri setlerinde yüksek doğrulukla çalışabilmekte ve insan gözünden kaçabilecek ince detayları da başarılı bir şekilde yakalayabilmektedir.

Özlem ve arkadaşlarının 2021 yılında gerçekleştirdikleri çalışmada, Res2Net omurgalı U-Net mimarisi kullanılarak beyin inme segmentasyonu gerçekleştirilmiştir. Çalışma için 1.093 hemorajik ve 1.130 iskemik inme tipini içeren toplam 2.223 BT görüntüsü kullanılmıştır. Görüntülere uygulanan pencereleme yöntemi ve veri çoğaltma teknikleri sayesinde, segmentasyon performansında belirgin bir artış elde edilmiştir [9].

2021 yılında yapılan diğer bir çalışmada ise, BT görüntülerinden inmenin sınıflandırılması için yapılan araştırmalarda, iskemik inme, hemorajik inme ve normal BT görüntüleri kullanılarak derin öğrenme modellerinin performansları incelenmiştir. Bu tezde, AlexNet, ResNet, GoogleNet, InceptionV3, ShuffleNet ve SqueezeNet modelleri transfer öğrenme yöntemi ile eğitilmiş ve en yüksek doğruluk oranı %90,86 ile AlexNet modeli tarafından elde edilmiştir [10].

III. METODOLOJI

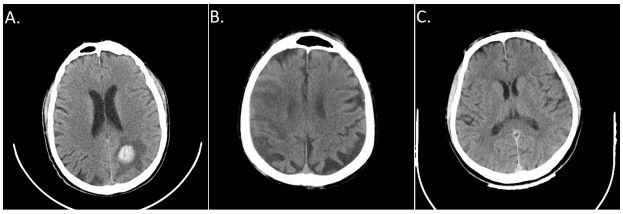
A. Veri Seti

TEKNOFEST-2021 kapsamında düzenlenen Sağlıkta Yapay Zeka Yarışması için oluşturulan Stroke Veri Seti, inme (hemorajik ve iskemik) teşhisi için yapay zeka modellerinin geliştirilmesini amaçlamaktadır. 2019-2020 yıllarında Türkiye Cumhuriyeti Sağlık Bakanlığı'nın e-Nabız ve Teleradyoloji Sisteminden toplanan veriler, ICD-10 tanı kodları ve radyolojik görüntüleme prosedürleri kullanılarak filtrelenmiş, anonimleştirilmiş ve 7 radyolog tarafından etiketlenmiştir. Veri setinde 4400 akut/hakperakut inme belirtisi olmayan veya normal beyin BT kesiti, 1100 hiperakut/akut iskemik inme kesiti ve 1100 hemorajik inme kesiti olmak üzere toplamda 6600'den fazla beyin BT görüntüsü bulunmaktadır [11]. Veri setinin model eğitim, validasyon ve test aşamalarında dağılımı Tablo-I'de verilmiştir.

Tablo I: VERI SETI DAĞILIMI

Veri Kümesi	İnme Yok	Akut İskemik İnme	Hemorajik İnme	Toplam
Eğitim (%70)	3080	770	770	4620
Validasyon (%15)	660	165	165	990
Test (%15)	660	165	165	990

Gerçekleştirilen çalışma kapsamında inme problemi sınıflandırması için en verimli mimariyi bulmak hedeflenmiştir. Bu kapsamda veri seti içerisinde yer alan Akut İskemik ve Hemorojik inme verileri birleştirilerek tek bir inme var veri seti oluşturulmuştur. Böylece problem inme var ve inme yok şeklinde ikili sınıflandırma problemi olarak değerlendirilmiştir. Aşağıda Teknofest 2021 Sağlıkta Figure1 Yapay Zeka Yarışması İnme verisetinden aınmış örnek inme çeşitlerini içeren BT görüntüleri gösterilmektedir.



Şekil 1: Teknofest 2021 İnme Veri Seti Örnekleri (A. Kanamalı İnme, B. İskemik İnme, C. İnme Yok) [11]

B. Değerlendirilen Mimariler

Çalışma kapsamında kullanılan ilk mimari, derin sinir ağlarındaki gradient kaybolması problemini çözmek için geliştirilmiş ResNet mimarisi kullanılmıştır. ResNet, katmanlar arasında doğrudan bağlantılar kurarak daha derin ağların eğitilmesini kolaylaştırır ve performansı artırır. Kimlik eşleme mekanizması sayesinde, ResNet yüzlerce katmanla bile etkili eğitim imkanı sağlamaktadır. Çalışmada, ResNet'in farklı varyasyonları (Resnet18/34/50/101/152) inme sınıflandırması için test edilmiştir [3].

Inception, hesaplama verimliliğini artırmak ve performansı optimize etmek amacıyla geliştirilmiş bir mimaridir. Farklı boyutlardaki evrişim filtrelerini paralel olarak uygulayan modüller kullanarak yerel ve global özellikleri aynı anda yakalar. Özellikle 1x1 evrişimler, boyutsallığı azaltırken modelin nonlineer özelliklerini artırır. Bu özellikler, karmaşık görüntü sınıflandırma görevlerinde yüksek doğruluk sağlar. Çalışmada, Inception'un farklı versiyonları (InceptionV3, InceptionV4) inme sınıflandırması için değerlendirilmiş ve tıbbi görüntülerdeki ince detayların yakalanmasında etkili olduğu görülmüştür [4].

MobileNet, mobil ve gömülü cihazlar için tasarlanmış hafif ve verimli bir evrişimli sinir ağı olup, farklı versiyonları bu

Authorized licensed use limited to: ULAKBIM UASL - GAZI UNIV. Downloaded on November 02,2026 at 09:45:21 UTC from IEEE Xplore. Restrictions apply.

çalışmada kullanılmıştır. Derinlik ayrılabilir evrişimler kullanarak geleneksel evrişimlere göre daha az hesaplama maliyeti ve parametre gerektirir. Derinlik evrişimi ile her giriş kanalına ayrı filtre uygular ve noktasal evrişimle kanal sayısını birleştirerek hesaplama karmaşıklığını azaltır. MobileNet, özellikle düşük güç tüketimi ve gerçek zamanlı uygulamalarda yüksek performans sunar. Çalışmada, MobileNet inme sınıflandırması için uyarlanmış ve tıbbi görüntü analizi gibi karmaşık görevlerde verimli bir çözüm sunduğu değerlendirilmiştir [5].

ResNet uzantısı olan ResNeXt, özellik çıkarımını iyileştirmek için geliştirilmiş bir mimaridir. Gruplanmış evrişimler ve artık bağlantılar kullanarak daha zengin özellik temsilleri elde eder. Paralel evrişim yolları içeren tekrarlanabilir bloklar sayesinde, kardinaliteyi artırarak daha yüksek performans sunarken parametre sayısını azaltır. ResNeXt, özellikle karmaşık görüntü sınıflandırma görevlerinde etkilidir. Çalışmada, inme sınıflandırması için uyarlanarak performansı değerlendirilmiş ve tıbbi görüntülerdeki ince detayları yakalamada önemli avantaj sağladığı görülmüştür [12].

EfficientNet, CNN'lerin ölçeklendirilmesine odaklanan bir mimaridir. Bileşik ölçeklendirme yöntemiyle modelin derinlik, genişlik ve çözünürlüğünü dengeli şekilde optimize ederek parametre verimliliğini artırır. MobileNet ve ResNet gibi mimarilere kıyasla daha az hesaplama maliyetiyle yüksek doğruluk sağlar, bu da onu sınırlı kaynaklı ortamlar ve büyük veri setleri için ideal kılmaktadır. Böylece her bir problem için etkili ve verimli bir şekilde mimarinin oluşturulup eğitilmesine imkan sağlamaktadır. Çalışmada, EfficientNet'in farklı versiyonları (B0-B1-B2-B3) inme sınıflandırması için test edilmiş ve yüksek verimliliğiyle tıbbi görüntü analizinde etkili olduğu görülmüştür [13].

Transformer tabanı olan Vision Transformer (ViT), görüntüleri parçalara ayırarak lineer projeksiyon ile düzleştirir. Özdikkat mekanizması sayesinde görüntüdeki farklı bölgeler arasındaki ilişkileri modelleyerek özellikle büyük veri setlerinde etkili öğrenme sağlar. Evrişim tabanlı yaklaşımlardan farklı olarak global bağlamı yakalama avantajına sahiptir. Çalışmada, ViT inme sınıflandırması için uyarlanmış ve yüksek doğruluk potansiyeliyle tıbbi görüntü analizinde kullanılabilirliği değerlendirilmiştir [6].

ConvNeXt, Transformer tabanlı modellerin başarısından ilham alarak güncellenen bir CNN mimarisidir. Geleneksel CNN'leri optimize eden bu mimari, büyük ölçekli veri setlerinde ve karmaşık görüntü sınıflandırma görevlerinde yüksek doğruluk sağlamayı hedefler. Büyük çekirdek boyutları, GELU aktivasyon fonksiyonları ve Layer Normalization gibi Transformer benzeri tasarımlar sayesinde yerel ve global özellikleri etkili şekilde öğrenir. Ayrıca, hesaplama verimliliği ve ölçeklenebilirliğiyle öne çıkar. Çalışmada, ConvNeXt inme sınıflandırması için uyarlanmış ve tıbbi görüntü analizinde güçlü bir çözüm sunduğu değerlendirilmiştir [7].

Davit, uzamsal ve kanal düzeyinde dikkat mekanizmalarını birleştiren bir Transformer tabanlı modeldir. Görüntü sınıflandırma ve segmentasyon görevlerinde yüksek performans için tasarlanan bu model, çift dikkat mekanizması sayesinde hem yerel hem de global özellikleri etkili şekilde yakalar. Uzamsal dikkat, görüntüdeki farklı bölgeler arasındaki ilişkileri modelleyerek ince detayları korurken, kanal dikkati, farklı kanallar arasındaki bağımlılıkları öğrenerek özellik temsillerini zenginleştirir. Çalışmada, Davit inme sınıflandırması için uyarlanmış ve tıbbi görüntülerdeki karmaşık yapıların analizinde güçlü bir avantaj sunduğu görülmüştür [8].

Çalışma boyunca değerlendirilen bu mimariler belirli amaçlar doğrultusunda seçilmiştir. MobileNet ve EfficientNet gibi hafif ve verimli modeller, düşük hesaplama maliyetiyle yüksek doğruluk sağlamaları nedeniyle tercih edilmiştir. Inception ve ResNeXt modelleri, farklı konvolüsyonel yaklaşımları sayesinde karmaşık desenleri öğrenme yetenekleri açısından değerlendirilmiştir. ResNet ailesi, derin yapıları ve geniş kullanım alanlarıyla karşılaştırmalı bir temel sağlarken, Vision Transformer (ViT) tabanlı modeller, geleneksel CNN mimarilerine kıyasla farklı bir perspektif sunarak dikkat mekanizmalarının inme sınıflandırmadaki etkinliğini incelemek amacıyla kullanılmıştır. Son olarak, ConvNeXt ve DaViT gibi daha yeni modeller, modern tasarım yaklaşımlarının performansa etkisini analiz etmek amacıyla çalışmaya dahil edilmiştir.

C. Eğitim ve Değerlendirme

Tüm modeller, veri setinin %80'i eğitim (train), %20'si test olacak şekilde ayrılarak, öğrenme oranı 1e-4 olarak ayarlanmış Adam optimizasyon algoritması ve çapraz entropi kaybı fonksiyonu kullanılarak tüm mimariler 30 epok boyunca Google Colab üzerinde eğitilmiştir [15]. Model performansı, doğruluk, hassasiyet, özgüllük ve F1-skora ek olarak, çıkarım süresi ve bellek kullanımı gibi hesaplama verimliliği ölçütleri ile değerlendirilmiştir. Bu kapsamlı analiz, modellerin doğruluk ve hesaplama maliyeti açısından etkinliğini karşılaştırmalı olarak incelemeyi amaçlamaktadır. Çalışma kapsamında elde edilen sonuçlar Tablo-II'de verilmiştir.

Tablo II: Performans Karşılaştırması

Mimari	Doğruluk (%)	Hassasiyet (%)	Özgüllük (%)	F1-Skoru
mobilenetv4_blur_m	98.42	99.30	95.94	97.59
mobilenetv4_conv	98.35	98.84	96.16	97.48
efficientnet_b2	98.27	99.53	95.26	97.35
mobilenetv4_conv_large	98.20	99.06	95.49	97.24
efficientnet_b3	98.12	96.44	97.97	97.20
inception_v3	98.12	97.94	96.39	97.16
inception_v4	98.05	97.49	96.61	97.05
resnext101_32x8d	98.05	99.52	94.58	96.99
efficientnet_b0	97.97	98.83	95.03	96.89
resnet152	97.67	96.82	96.16	96.49
resnext50_32x4d	97.67	98.13	94.81	96.44
efficientnet_b1	97.52	98.12	94.36	96.20
davit_small	97.52	98.81	93.68	96.18
convnext_base	97.37	98.34	93.68	95.95
convnext_large	97.37	99.04	93.00	95.93
resnet18	97.29	97.66	94.13	95.86
davit_base	96.99	95.28	95.71	95.50
mobilenetv4_small	96.92	98.09	92.55	95.24
davit_tiny	96.84	98.55	91.87	95.09
resnet50	96.77	98.31	91.87	94.98
resnet34	96.69	98.07	91.87	94.87
convnextv2_base	96.39	95.19	93.91	94.55
resnet101	96.32	97.58	91.20	94.28
convnext_small	95.86	94.70	92.78	93.73
vit_large_patch16_224	94.81	94.31	89.84	92.02
vit_base_patch16_224	90.53	86.61	84.65	85.62
convnext_tiny	66.84	50.39	29.12	36.91
convnextv2_large	66.69	0.00	0.00	0.00
convnextv2_tiny	66.69	0.00	0.00	0.00

Tablo-II MobileNetV4-blur modeli: %98.42 doğruluk, %99.30 hassasiyet, %95.94 özgüllük ve %97.59 F1-skoru ile tüm mimariler arasında en başarılı sonucu vermiştir. Bunu izleyen MobileNetV4-conv, %98.35 doğruluk, %98.84 hassasiyet,

Authorized licensed use limited to: ULAKBIM UASL - GAZI UNIV. Downloaded on November 02,2026 at 09:45:21 UTC from IEEE Xplore. Restrictions apply.

%96.16 özgüllük ve %97.48 F1-skoru ile yine oldukça yüksek performans sergilemiştir. Üçüncü sıradaki EfficientNet-B2, özellikle %99.53 gibi çok yüksek hassasiyetiyle dikkat çekmiş ve %97.35 F1-skoruna ulaşmıştır. MobileNetV4-conv-large, benzer şekilde yüksek doğruluk ve %97.24 F1-skoruyla iyi bir performans göstermiştir. EfficientNet-B3, %98.12 doğrulukla %97.97 özgüllük arasında mükemmel bir denge sağlayarak %97.20 F1-skoruna ulaşmıştır.

InceptionV3 ve InceptionV4, sırasıyla %97.16 ve %97.05 F1-skorlarıyla birbirine çok yakın sonuçlar verirken, ResNeXt101_32x8d modeli %99.52 hassasiyet ile öne çıkmış ve %96.99 F1-skoruna ulaşmıştır. EfficientNet-B0, %97.97 doğrulukla istikrarlı bir sonuç verirken %96.89 F1-skoru elde etmiştir. ResNet152, klasikleşmiş yapısıyla %96.49 F1-skoru ile üst sıralarda yer alırken, ResNeXt50_32x4d modeli de %96.44 F1-skoru üretmiştir.

EfficientNet-B1, %97.52 doğruluk ve %94.36 özgüllükle %96.20 F1-skoru yakalamıştır. DaViT-small, %97.52 doğruluk ve %98.81 hassasiyete rağmen özgüllüğü biraz daha düşük olup %96.18 F1-skoru almıştır. ConvNeXt-base ve ConvNeXt-large modelleri sırasıyla %95.95 ve %95.93 F1-skorlarıyla birbirine çok yakın sonuçlar üretmiştir. ResNet18, %95.86 F1-skoru ile güçlü bir temel model olduğunu kanıtlamaktadır.

DaViT-base, %96.99 doğruluk ile %95.50 F1-skoruna ulaşırken, MobileNetV4-small %95.24, DaViT-tiny %95.09 ve ResNet50 %94.98 F1-skorları ile rekabetçi sonuçlar vermiştir. ResNet34 %94.87, ConvNeXtV2-base %94.55 ve ResNet101 %94.28 F1-skorlarına sahiptir. ConvNeXt-small, %93.73 F1 ile bu grubu tamamlamaktadır.

Transformer tabanlı mimarilerden ViT-Large (Patch16/224) %92.02 ve ViT-Base (Patch16/224) yalnızca %85.62 F1-skoru ile diğer CNN tabanlı modellere göre daha düşük performans göstermiştir. En düşük performanslar ise ConvNeXt-tiny %36.91, ConvNeXtV2-large ve ConvNeXtV2-tiny modellerinde görülmüş, bu modeller sıfır F1-skoru öğrenme işlemini yapamadığı dolayısıyla sınıflandırmada başarısız olmuştur.

IV. Sonuçlar ve Tartışma

Yapılan deneyler sonucunda, inme sınıflandırması için en yüksek performansı, MobileNetV4_convblur_medium ve MobileNetV4_conv_medium gibi hafif modellerin sergilediği gözlemlenmiştir. Bu modeller, özellikle doğruluk ve hassasiyet açısından üstün sonuçlar elde ederek, inme vakalarını doğru şekilde sınıflandırmada yüksek başarı göstermektedir.

Ayrıca, EfficientNet ailesinden efficientnet_b2 ve efficientnet_b3 gibi modeller, hem hassasiyet hem de hatırlama metriklerinde dengeli bir performans sergileyerek güçlü bir alternatif sunmaktadır. Inception modelleri de benzer şekilde yüksek hassasiyet değerleri elde etmiş ve inme tanısında güvenilirlik sağlamıştır.

Buna karşın, ResNet modelleri, özellikle resnet152 ve resnet50, hassasiyet konusunda bir miktar geride kalsa da, yine de oldukça rekabetçi sonuçlar ortaya koymuştur. Sonuç olarak, MobileNetV4 ve EfficientNet gibi daha hafif modellerin inme sınıflandırma görevinde verimli ve etkili seçenekler sunduğu görülmüştür.

Ancak, bazı modeller, özellikle convnext ve vit gibi daha büyük ve karmaşık yapılar, hatırlama ve doğruluk açısından daha düşük performans sergilemiştir. Bu durum, model seçimi konusunda dikkatli olunması gerektiğini göstermektedir.

Gelecek çalışmalarda, model performansını artırmak amacıyla gelişmiş ön işleme teknikleri araştırılacaktır. Özellikle, farklı BT cihazları görüntüleri tarafından oluşabilecek cihaz spesifik eğilimin önüne geçebilmek amacıyla normalizasyon teknikleri geliştirilicektir. Bunun yanı sıra, gürültü azaltma ve kontrast iyileştirme teknikleri kullanılarak görüntü kalitesinin artırılması hedeflenmektedir.

Kaynaklar

[1] Günal, E., Ramadan, H., Bilgin, A., Çiftçi, H., Coşkun, F. (2016). Acil servise senkop şikâyeti ile başvuran hastalarda 30 günlük mortalite ve morbidite değerlendirilmesi. Kırıkkale Üniversitesi Tıp Fakültesi Dergisi, 18(2), 42. https://doi.org/10.24938/kutfd.252676

[2] Pinto, A., Carvalho, T., Machado, R., et al. (2018). Stroke classification using machine learning techniques on CT images. Journal of Medical Imaging, 5(3), 031502. https://doi.org/10.1117/1.JMI.5.3.031502

[3] He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 770–778). https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90

[4] Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., et al. (2015). Going deeper with convolutions. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 1–9). https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298594

[5] Qin, D., Leichner, C., Delakis, M., Fornoni, M., Luo, S., Yang, F., Wang, W., Banbury, C., Ye, C., Akin, B., Aggarwal, V., Zhu, T., Moro, D., & Howard, A. (2024). Mobilenetv4: Universal models for the Mobile Ecosystem. Lecture Notes in Computer Science, 78–96. https://doi.org/10.1007/978-3-031-73661-2_5

[6] Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., et al. (2021). An image is worth 16×16 words: Transformers for image recognition at scale. International Conference on Learning Representations (ICLR). https://arxiv.org/abs/2010.11929

[7] Liu, Z., Mao, H., Wu, Y., et al. (2022). A ConvNet for the 2020s. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). https://arxiv.org/abs/2201.03545

[8] Ding, Y., Liu, X., Zhang, S., et al. (2022). DaViT: Dual attention vision transformer for visual recognition. arXiv preprint. https://arxiv.org/abs/2204.03645

[9] Polat, Ö., Kartal, M. S. (2023). Derin öğrenme ile pencere ayarlı görüntüler kullanılarak beyin inme segmentasyon performansının geliştirilmesi. Gümüşhane Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi. https://doi.org/10.17714/gumusfenbil.1319024

[10] Altıntaş, M. (2021). Bilgisayarlı tomografi görüntülerinde inmenin farklı derin öğrenme modelleri ile sınıflandırılması [Yüksek lisans tezi, Necmettin Erbakan Üniversitesi]. YÖK Tez Merkezi.

[11] Koç, U., Akçapınar Sezer, E., Özkaya, Y. A., Yarbay, Y., Taydaş, O., Ayyıldız, V. A., ... Birinci, Ş. (2022). Artificial intelligence in healthcare competition (TEKNOFEST-2021): Stroke data set. The Eurasian Journal of Medicine, 54(3), 248–258. https://doi.org/10.5152/eurasianjmed.2022.22096

[12] Xie, S., Girshick, R., Dollár, P., et al. (2017). Aggregated residual transformations for deep neural networks. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 5987–5995). https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.634

[13] Tan, M., Le, Q. V. (2019). EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. In Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning (ICML) (pp. 6105–6114). https://arxiv.org/abs/1905.11946

[14] Woo, S., Park, H., Lee, J., et al. (2023). ConvNeXtV2: Co-designing a ConvNet and its training recipe for visual recognition. arXiv preprint. https://arxiv.org/abs/2301.00808

[15] Kingma, D. P., Ba, J. (2015). Adam: A method for stochastic optimization. In International Conference on Learning Representations (ICLR). https://arxiv.org/abs/1412.6980

Authorized licensed use limited to: ULAKBIM UASL - GAZI UNIV. Downloaded on November 02,2026 at 09:45:21 UTC from IEEE Xplore. Restrictions apply.