






Geliştirilmiş EfficientNet-B0 mimarisi ile Helikobakter Pilorinin Teşhisi

Demet ALICI KARACA^{1*}  Bahriye AKAY^{2,3}  Derviş KARABOĞA^{2,3}  Alper BAŞTÜRK^{2,3}  Ö.Ufuk NALBANTOĞLU^{2,3} 

¹Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Erzincan, Türkiye

²Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Kayseri, Türkiye

³Yapay Zekâ ve Büyük Veri Uygulama ve Araştırma Merkezi, Kayseri, Türkiye.

Makale Bilgisi

Araştırma makalesi
Başvuru: 22/02/2024
Düzeltilme: 20/05/2024
Kabul: 30/05/2024

Anahtar Kelimeler

Helikobakter pilori
Derin öğrenme
Dikkat mekanizmaları
Histopatoloji

Article Info

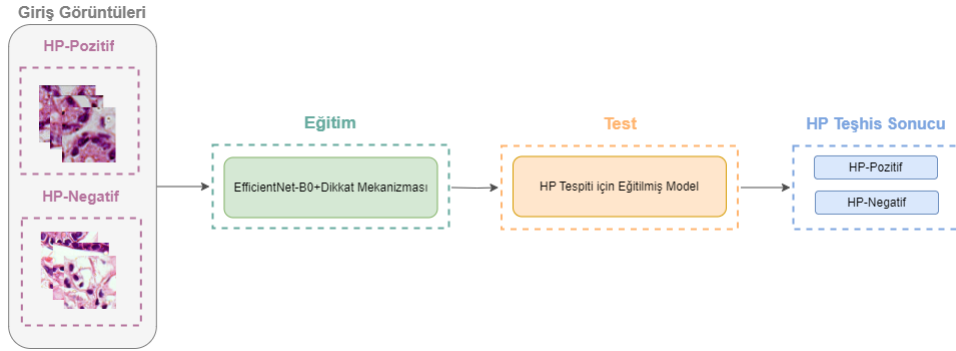
Research article
Received: 22/02/2024
Revision: 20/05/2024
Accepted: 30/05/2024

Keywords

Helicobacter pylori
Deep learning
Attention mechanism
Histopathology

Grafik Özet (Graphical/Tabular Abstract)

Bu çalışmada derin öğrenme modellerinden EfficientNet-B0 mimarisi, dikkat mekanizmaları ile geliştirilerek helicobakter pilorinin tespitinde kullanılmıştır. (In this study, EfficientNet-B0 architecture, one of the deep learning models, was developed with attention mechanisms and used to detect helicobacter pylori.)



Şekil A: Helikobakter pilorinin teşhis akış şeması / Figure A: The diagnosis flow chart of Helicobacter pylori

Önemli noktalar (Highlights)

- Helikobakter pilorinin tespiti için etkin bir model önerilmiştir. (An effective model for the detection of Helicobacter pylori is proposed.)
- EfficientNet-B0 ile farklı dikkat mekanizmalarının sınıflandırma performansları analiz edilmiştir. (Classification performances of different attention mechanisms were analyzed with EfficientNet-B0.)
- Patoloğlara yardımcı bir sistem olarak EfficientNet-B0 ve FCA birleşimi uygulanabilir. (The combination of EfficientNet-B0 and FCA can be applied as an auxiliary system for pathologists.)

Amaç (Aim): Bu çalışmada EfficientNet-B0 mimarisiyle birlikte kullanılan çeşitli dikkat mekanizmalarının sınıflandırma performansına etkisinin gözlenmesi ve en etkili modelin belirlenmesi amaçlanmıştır. (In this study, it was aimed to observe the effects of various attention mechanisms used with the EfficientNet-B0 architecture on classification performance and to determine the most effective model.)

Özgünlük (Originality): Çalışma helicobakter pilorinin tespitinde EfficientNet-B0 mimarisine çeşitli dikkat mekanizmaları entegre edilerek sınıflandırma performanslarının incelenmesi ile literatüre katkı sağlamıştır. / (The study contributed to the literature by examining the classification performances by integrating various attention mechanisms into the EfficientNet-B0 architecture in the detection of Helicobacter pylori.)

Bulgular (Results): Frekans Kanal Dikkat Ağı entegre edilen EfficientNet-B0 mimarisi, histopatolojik görüntü üzerinde helicobakter pilorinin tanısında 0.99835 doğrulukla en iyi değere ulaşmıştır. / (EfficientNet-B0 architecture, which integrated the Frequency Channel Attention Network, reached the best value with an accuracy of 0.99835 in the diagnosis of helicobacter pylori on the histopathological image.)

Sonuç (Conclusion): Helikobakter pilorinin tanısında EfficientNet-B0 ve Frekans Kanalı Dikkat Ağı ile birleşimi patoloğlara yardımcı bir sistem olarak kullanılabilir. (Its combination with EfficientNet-B0 and Frequency Channel Attention Network can be used as an assistive system for pathologists in the diagnosis of Helicobacter pylori.)



Geliştirilmiş EfficientNet-B0 mimarisi ile Helikobakter Piloninin Teşhisi

Demet ALICI KARACA^{1*} Bahriye AKAY^{2,3} Derviş KARABOĞA^{2,3} Alper BAŞTÜRK^{2,3} Ö.Ufuk NALBANTOĞLU^{2,3}

¹Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Erzincan, Türkiye

²Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Kayseri, Türkiye

³Yapay Zeka ve Büyük Veri Uygulama ve Araştırma Merkezi, Kayseri, Türkiye.

Makale Bilgisi

Araştırma makalesi
Başvuru: 22/02/2024
Düzeltilme: 20/05/2024
Kabul: 30/05/2024

Anahtar Kelimeler

Helikobakter pilori
Derin öğrenme
Dikkat mekanizmaları
Histopatoloji

Öz

Kansere bağlı ölümlerde önde gelen türlerden olan mide kanserine çevresel ve genetik birçok faktör sebebiyet verebilir. Başlıca risk faktörlerinden birisi ise midede gastrit ve ülser neden olan helicobakter pilori bakterisi virüsüdür. Bu virüsün tespit edilebilmesi için histopatolojik değerlendirme yapılmaktadır. Manuel yapılan bu işlem iş yükü, zaman kaybı ve subjektif değerlendirmeden kaynaklı patolojiler arası görüş ayrılıklarına sebebiyet vermektedir. Tanı sürecini hızlandırmak ve hastaya zamanında tedavi uygulayarak yaşam süresini uzatmak amacıyla otomatik sistemlere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada son yıllarda başarıyı artarak devam eden derin öğrenme mimarisi histopatolojik tam slayt görüntüden helicobakter pilorinin varlığını teşhis etmek için kullanılmaktadır. Mide biyopsi görüntülerini içeren halka açık DeepHP veri seti kullanılarak Helicobakter pilorinin tanısında uçtan-uca bir derin öğrenme modeli olan EfficientNet-B0 uygulanmıştır. Ayrıca, ağız özellik çıkarma yeteneğini geliştirmek amacıyla son zamanlarda literatüre sunulan çeşitli dikkat mekanizmaları (Etkili Kanal Dikkat, Frekans Kanal Dikkat, Kapılı Kanal Dönüşümü, Evrişimsel Blok Dikkat Modülü ve Basit, Parametresiz Dikkat Modülü) derin modele entegre edilerek model başarımlarındaki etkileri incelenmiştir. Yapılan analizler sonucunda, Frekans Kanal Dikkat Ağı entegre edilen EfficientNet-B0 mimarisinin, histopatolojik görüntülerden helicobakter pilorinin tanısında 0.99835 doğruluğa ulaştığı görülmüştür. Buna göre, önerilen model literatürde yer alan modellerin DeepHP veri seti üzerinde ürettiği sonuçlardan çok daha üstün bir sonuç üretmiştir ve hastalığın tanısında umut vaat edicidir.

The diagnosis of Helicobacter Pylori with the improved EfficientNet-B0 architecture

Article Info

Research article
Received: 22/02/2024
Revision: 20/05/2024
Accepted: 30/05/2024

Keywords

Helicobacter pylori
Deep learning
Attention mechanism
Histopathology

Abstract

Gastric cancer is among the leading cancers in cancer-related deaths. Many environmental and genetic factors can cause gastric cancer. However, one of the main risk factors is the helicobacter pylori bacterial virus, which causes gastritis and ulcers in the stomach. Diagnosis of helicobacter pylori is conducted by histopathological evaluation. However, this manual process creates differences of opinion among pathologists from subjective assessment in addition to workload and time loss. Automated systems are needed to speed up the diagnosis process and increase survival time by providing timely treatment to the patient. In recent years, deep learning models, which have proven successful in extracting meaningful results from images, have been used to diagnose the presence of helicobacter pylori from histopathological whole slide images. In this study, an end-to-end deep learning model, EfficientNet-B0, was applied in diagnosing Helicobacter pylori by using DeepHP, which contains gastric biopsy images, a public dataset. Various attention mechanisms introduced in recent years to improve the feature extraction ability of the network (Effective Channel Attention, Frequency Channel Attention Network, Gated Channel Transform, Convolutional Block Attention Module, and Simple, Parameter-Free Attention Module) were integrated into the deep model and their performances were examined. As a result of the analysis, the Frequency Channel Attention Network integrated into the EfficientNet-B0 architecture reached an accuracy of 0.99835 in diagnosing helicobacter pylori in the histopathological image. The result in the literature on the DeepHP dataset has been surpassed, and the proposed model is promising in diagnosing the disease.

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Mide kanseri, genellikle malignitenin en yaygın bölgelerinden biri olan mide mukozasında başlayan anormal hücrelerden oluşan bir malignite veya tümördür [1]. Kanser sebebiyle ölümlerde dördüncü sırada yer almaktadır ve dünyada en yaygın beşinci kanserdir. GLOBOCAN 2020 verilerine göre, 2020 yılında tahmin edilen yeni vaka sayısı 1 milyon üzerindedir ve tahmin edilen ölüm sayısı ise 700 bini geçmektedir [2].

Mide kanserine bağlı ölümlerin azaltılması için hastalığın erken teşhisi ve hastaya en uygun tedavi planının yapılması hayati derecede önemlidir. Kanserın erken evrede tespit edilmesiyle 5 yıllık hayatta kalma oranı %90 üzerindeyken, kanserin ileri evrede teşhisiyle bu oran %30'a düşmektedir [3-5]. Mide kanserinin yaş, cinsiyet, genetik, sigara, diyet, alkol, obezite vb. risk faktörleri olsa da başlıca risk faktörlerinden biri ülser ve gastrite neden olan *Helicobacter pylori* (HP) bakterisi virüsüdür [6]. Mide kanseri patogenezi, HP'nin neden olduğu kronik yüzeysel gastrit ile başlayan, atrofik gastrit, bağırsak metaplazisi, displazi ve sonunda mide kanserine doğru ilerleyen bir dizi olayı içerir [7]. HP'nin teşhisi için histolojik inceleme altın standart olarak tanımlanmakta ve patoloji laboratuvarında alınan her biyopsi HP açısından değerlendirilmektedir. Yüksek büyütme oranlarında yapılan tanıda bir veya daha fazla organizmanın tespiti yapılmaktadır. Bu organizmalar tespit edilirken Hematoksilin&Eozin (H&E) boyamanın etkisi ve büyütme oranının etkisiyle kolaylıkla tanımlanmaktadır [8, 9]. HP Histolojik tanısı aracılığıyla HP enfeksiyonunun tanımlanmasının yanı sıra inflamasyonun derecesi, atrofik gastrit, bağırsak metaplazisi gibi ilişkili patolojiler hakkında da bilgi sağlanmaktadır [10]. Ancak yüksek maliyet, uzun geri dönüş süresi ve patoloğun yeteneğine bağımlılık gibi sınırlamalar mevcuttur [11]. Ayrıca patolog gözlemlerinde ve değerlendirmesinde farklılıklar oluşabileceğinden subjektif bir değerlendirme söz konusudur [12].

Dünyada yaklaşık 4,4 milyar insanın etkilendiği en yaygın bakteriyel enfeksiyon olan HP'nin teşhisi için otomatik sistemlerin geliştirilmesi ihtiyaç haline gelmiştir [13]. Manuel tanıdaki dezavantajları kaldırmak ve daha doğru, hızlı teşhis koymak için bilgisayar destekli sistemlerden yararlanmak mümkündür. Son yıllarda medikal görüntülerden yapay zekâ ile hastalık tanısı yaygın bir şekilde yapılmaktadır [14-18]. Dijital patoloji,

yapay zekanın yaygın kullanıldığı alanlardan biridir. Özellikle yapay zekanın alt dalı olan derin öğrenmeyle patolojik görüntüden kanser teşhisinin yapıldığı çok sayıda çalışma mevcuttur [19, 20]. Derin öğrenmenin derin katmanlar aracılığıyla görüntüdeki ayırt edici özellikleri öğrenme yeteneğinden faydalanılarak insan gözüyle tam slayt görüntülerde (Whole Slide Image, WSI) tespit edilmesi zor olan dokuların tanımlayabilmektedir.

HP'nin tespiti için patolojik görüntüler üzerinde derin öğrenme uygulayarak literatürde yapılan bazı çalışmalar incelenmiştir. Gonçalves ve ark. [21], HP'nin sınıflandırılması için DeepHP adında yeni, açık veri seti sunmuşlardır. 394.926 histopatolojik yama görüntüsünden oluşan DeepHP veri seti üç evrişimli sinir ağı (Convolutional Neural Network, CNN) olarak VGG16, Inception-V3 ve ResNet-50 modelleri ile eğitilmiştir. Bu ağlarda ince ayar ve transfer öğrenme yaklaşımları kullanılarak sınıflandırma sonuçları analiz edilmiştir. En iyi sınıflandırma sonucunu 0.98 doğruluk ile ince ayar yaklaşımı kullanan VGG16 üretmiştir. Klein ve ark. [22] mide biyopsisinin HP içerip içermediğine karar vermeye yardımcı olmak için bir derin öğrenme algoritması uygulamışlardır. VGG mimarisi kullanılarak yapılan yama tabanlı sınıflandırmada hem Giemsa boyalı hem de H&E boyalı görüntüler kullanılarak ağın genelleme yeteneğinin geliştirilmesi amaçlanmıştır. Aday HP bölgeleri görüntüden morfolojik işlemlerle çıkarılarak uzman patoloğlar tarafından etiketlenmiştir. Görüntü işleme ve veri artırma uygulanan görüntüler, potansiyel bölgeleri belirlemek için önerilen modele beslenmiş ve HP'nin var olma olasılığına göre sıralanmıştır. Önerilen model, 0.81'lik bir AUC (eğri altında kalan alan) değeri elde etmiştir. Zhou ve ark. [23] H&E ile boyanmış mide biyopsilerinde derin öğrenmenin HP tanısı koymadaki doğruluğunu ve hızını ne kadar artırdığını araştırmıştır. Bir WSI'de HP'nin bulunup bulunmadığını belirlemek için üç DenseNet-121 ve üç ResNet-18 mimarisini içeren bir topluluk mimarisi kullanmışlardır. Önerilen yöntem, 47 WSI'dan 1024x1024 boyutlarında çıkarılan yamaları girdi olarak kullanarak eğitilmiş ve ardından HP'nin var olma olasılığını çıktı olarak üretmiştir. WSI düzeyinde nihai tahmin, en yüksek olasılığa sahip ilk 10 yamanın ortalamasının binarizasyonu ile belirlenmiş ve test setinde 0.965 AUC elde edilmiştir. Yang ve ark. [24] HP'nin tespiti için semantik segmentasyon çözümünü önermiştir. Önerilen çözüm HP ile enfekte olan

alanları piksel düzeyinde etiketlemek yerine kabaca etiketleyen poligon etiketlemelerine ihtiyaç duymaktadır. Zayıf denetimli öğrenmeyi temel olarak segmentasyon yapan yeni zayıf denetimli çok görevli öğrenme çerçevesi (WSMLF) sunulmuştur. Önerilen çerçeve, segmentasyon performansını artırmak için çıkarılan birden fazla hatalı hedefin ağırlıklı özetinden otomatik olarak öğrenebilen algoritmaya sahiptir. Böylece, yazarlar Warthin-Starry ile boyanmış biyopsi doku slaytında HP'nin tespitinde %6'lık bir oranda artış sağladıklarını raporlamıştır. Martin et al. [25], HP ile ilişkili gastrit, reaktif gastropati ve normal mide mukozası tanısı olan mide biyopsi görüntülerini sınıflandırmak için derin öğrenme uygulamıştır. Yazarlar CNN kullanarak geliştirdikleri HALO-AI yazılımı ile birinci fazda her sınıf için 100 örnek içeren veri setinde sınıfların ayırt edilmesini sağlamışlardır. Normal, HP ve reaktif gastropati için sırasıyla %99.7, %100 ve %99.9 AUC değeri elde edilmiştir. İkinci fazda, birinci fazda eğitilen HALO-AI algoritması kullanılmıştır. Ek olarak 106 görüntü içeren test grubunda algoritma test edilmiştir: Normal mukoza (n=57); HP gastrit (n=23); ve reaktif gastropati (n=26). Normal, HP ve reaktif gastropati için sırasıyla %91.9, %100 ve %94.0 AUC değeri elde edilmiştir. Lin ve ark. [26] HP gastritin teşhisi için iki aşamalı, derin öğrenme tabanlı model geliştirmiştir. Geliştirilen tam slayt model, zayıf denetimli CNN model (ResNet-50), sadece pozitif veya negatif etikete sahip 885 WSI üzerinde eğitilmiştir. Yardımcı model (lojistik regresyon ve gradyan artırıcı karar ağaçları yaklaşımları) ise HP'nin lokalizasyonu için 9 pozitif WSI ve 446 negatif WSI kullanarak 824 HP içeren alan üzerinde eğitilmiştir. Tam slayt model 0.9739 AUC, %93.3 duyarlılık ve %90.1 özgüllük elde ederken yardımcı model lokalizasyon haritasında vurgulanan alanlarda ortalama 0.5796 duyarlılık elde etmiştir.

Mide biyopsisinde HP'nin varlığını veya yokluğunun tespiti hayati önem taşımaktadır. Tam slayt görüntülerinin doğası gereği yüksek boyutlu görüntülerde HP'nin küçük boyutu nedeniyle teşhis koymak zorlayıcıdır. Bu çalışmada, histopatolojik görüntü üzerinde derin öğrenme modeli uygulayarak HP'nin teşhisi için uçtan-uca bir sistem önerilmektedir. CNN'in öğrenme kabiliyetinden yararlanmak amacıyla EfficientNet mimarisi

kullanılmıştır. Model öğrenimini iyileştirmek için EfficientNet modeline entegre ettiğimiz dikkat mekanizması, Frekans Kanalı Dikkat Ağı (Frequency Channel Attention Networks, FCA), ile model doğruluğu artırılarak %99.835 doğruluk elde edilmiştir ve patolojlara yardımcı bir sistem olarak sunulmuştur.

Makalenin bölüm organizasyonu şu şekildedir: "Materyal ve Metot" bölümü, çalışmada uygulanan derin öğrenme modelini, dikkat mekanizmalarını ve önerilen yöntemi sunmaktadır. "Bulgular ve Tartışma" bölümünde, kullanılan veri seti, deneysel kurulum, değerlendirme ölçütleri, önerdiğimiz geliştirilmiş derin öğrenme sisteminin deneysel sonuçları ve performans analizleri yer almaktadır. "Sonuç" bölümü, çalışmamızı sonuçlandırmaktadır.

2. MATERYAL VE METOD (MATERIALS AND METHODS)

2.1. EfficientNet Mimarisi (EfficientNet Architecture)

CNN modellerinden biri olan EfficientNet mimarisi, Tan ve Le tarafından 2019 yılında sunulmuştur [27]. EfficientNet mimarileri verimlilik sağlamak amacıyla bir sinir ağının üç boyutunu (derinlik, genişlik ve çözünürlük) bir bileşik katsayı kullanarak kontrollü olarak genişletir ve elde ettiği verimlilik ile sınıflandırma görevlerinde güncel mimarilerden öne çıkmaktadır [28].

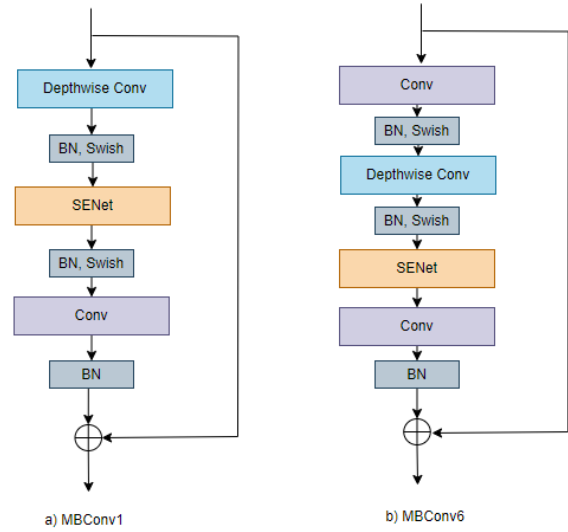
Araştırmaların ana odağı, ağın hesaplama maliyetini artırmadan sinir ağının boyutunun genişletilirken doğruluğun artırılmasıdır. Sinir ağının açgözlü (greedy) bir yaklaşımla genişletilmesi, gradyan kaybına neden olmaktadır. EfficientNet bu sorunun çözümü için her boyuttaki artış arasındaki ilişkiyi keşfederek boyutları belli bir kaynak kısıtlaması altında ızgara araması (grid search) ile optimize eder. Bileşik ölçekleme (compound scaling) yöntemi ve kaynak kısıtlamaları Eşitlik 1'de gösterilmiştir [28].

$$\begin{aligned} d &= \alpha^\varphi \\ w &= \beta^\varphi \\ r &= \gamma^\varphi \\ \alpha \cdot \beta \cdot \gamma^2 &\approx 2 \\ \alpha \geq 1, \beta \geq 1, \gamma \geq 1 \end{aligned} \quad (1)$$

d , w ve r değişkenleri sırasıyla ağın derinliğini, genişliğini ve çözünürlüğünü belirtir. Küresel

ölçeklendirme faktörü φ , mevcut kaynakların kapsamını belirleyerek ağdaki kaynakların tahsisini düzenler. α , β ve γ sabitleri, veri hiper parametre ayarında ızgara arama tekniği yoluyla oluşturulur. φ 'yi 1'e ayarlamak ve ızgara aramayı kullanmak, belirli bir evrişim mimarisi için α , β ve γ 'nın belirlenmesine olanak tanıyarak doğruluğu artırır. Bu sabitler, ek kaynakların ağ içindeki farklı boyutlara tahsis edilmesinde çok önemli bir rol oynar. Sonuç olarak, α , β ve γ tanımları oluşturulduktan sonra, φ 'nin kademeli olarak artırılması, daha iyi doğruluk için ağ boyutlarının genişletilmesine olanak sağlar. Bu ölçeklendirme yaklaşımı, tekrarlayan katmanlarla karakterize edilen herhangi bir evrişim mimarisine uygulanabilir [27].

EfficientNet mimarisinin B0'dan B7'ye sekiz farklı varyantı bulunmaktadır. EfficientNet-B0 mimarisinde bileşik katsayı aracılığıyla ağın derinlik, genişlik ve çözünürlüğünü artırılarak EfficientNet-B7'ye kadar mimariler oluşturulabilir. EfficientNet mimarisi 5.3 milyon parametreye sahipken EfficientNet-B7 mimarisi 66 milyon parametreye sahiptir [27]. EfficientNet mimarisinin temeli, MobileNet-v2 mimarisinde tanımlanan ters çevrilmiş artık blok (MBConv) yapısıdır. Şekil 1'de EfficientNet-B0 mimarisinde yer alan MBConv yapıları detaylı olarak sunulmuştur. Bu blokların tekrarlı olarak kullanılmasıyla oluşturulan EfficientNet-B0 mimarisi Tablo 1'de verilmiştir.



Şekil 1. a) MBConv1 ve b) MBConv6 bloklarının yapısı. (Structure of blocks a) MBConv1 and b) MBConv6)

2.2. Dikkat Mekanizmaları (Attention Mechanisms)

Dikkat mekanizmaları, bir görüntüdeki ilgisiz kısımları göz ardı ederek önemli kısımlara odaklanılmasını sağlayan yöntemleri ifade eder. İnsan görsel sisteminin karmaşık görüntüleri verimli olarak analiz etme yeteneğinden ilham alınarak bilgisayarlı görü sistemlerine entegre edilmiştir. Bir görme sisteminde dikkat mekanizması, girdinin önemine göre öznitelikleri adaptif bir şekilde ağırlıklandırarak gerçekleştirilen dinamik bir seçim süreci olarak rol alır. Son on yılda, dikkat mekanizması bilgisayarlı görüde giderek daha önemli bir rol oynamıştır. Dikkat mekanizmalarının kullanımı, görüntü sınıflandırma, nesne tespiti, semantik segmentasyon, yüz tanıma, tıbbi görüntü işleme, görüntü oluşturma, süper çözünürlük gibi çeşitli görsel görevlerde fayda sağlamıştır [29].

Tablo 1. EfficientNet-B0 mimarisinin temel ağ yapısı [27] (The main network structure of EfficientNet-B0 architecture)

Adım i	Operator F_i	Çözünürlük $H_i \times W_i$	Kanal C_i	Katman L_i
1	Conv 3x3	224x224	32	1
2	MBConv1, k3x3	112x112	16	1
3	MBConv6, k3x3	112x112	24	2
4	MBConv6, k5x5	56x56	40	2
5	MBConv6, k3x3	28x28	80	3
6	MBConv6, k5x5	14x14	112	3
7	MBConv6, k5x5	14x14	192	4
8	MBConv6, k3x3	7x7	320	1
9	Conv 1x1, Pooling, FC	7x7	1280	1

Mevcut dikkat mekanizmaları dört temel türü kapsayan altı farklı gruba kategorize edilmiştir: kanal (channel) dikkati, uzamsal (spatial) dikkat, zamansal (temporal) dikkat ve dal (branch) dikkati. Ek olarak kanal-uzamsal (channel&spatial) dikkat ve uzamsal-zamansal (spatial&temporal) dikkat olmak üzere iki hibrit kategori vardır [29]. Tablo 2’de dikkat mekanizmalarının sınıflandırılması özetlenmiştir.

2.2.1. Kanal dikkati (Channel attention)

Neye dikkat edilmeli sorusundan yola çıkarak bir görüntüde istenen özelliklerin seçim sürecinde özelliklerin ait olduğu kanalları adaptif bir şekilde ağırlıklandırarak özellikleri vurgular. Hu ve ark. tarafından ilk defa bu amaçla ortaya atılan kanal dikkati, EfficientNet mimarisinden MBConv bloklarında da yer alan SENet’dir [30].

2.2.2. Kanal&uzamsal dikkat (Spatial&channel attention)

Bu dikkat modelinde hem kanal dikkati hem de uzamsal dikkati bir arada kullanılmaktadır. Böylece görüntüden hem önemli nesnelere hem de önemli bölgelerin vurgulanması sağlanır. Tek sistem üzerinden iki dikkat mekanizmasının avantajından yararlanılmış olur. Artık dikkat ağı (Residual attention network, RAN) [31] bu alanda öncü çalışmadır ve sonrasında Evrimsel Blok Dikkat Modülü (Convolutional block attention module, CBAM) [32], Darboğaz Dikkat Modülü (Bottleneck Attention Module, BAM) [33] ve Basit, Parametresiz Dikkat Modülü (A Simple, Parameter-Free Attention Module, SimAM) [34] gibi hibrit dikkat mekanizmaları literatüre sunulmuştur.

2.3. Önerilen Mimari (The Proposed Architecture)

Bu çalışmada, histopatolojik görüntülerden HP’nin teşhisi amacıyla görüntü sınıflandırma çalışmalarında başarıyı kanıtlanmış olan CNN mimarisini kullanılmıştır. CNN mimarisine son yıllarda sıklıkla kullanılan dikkat mekanizması entegre edilmiş ve deneysel çalışmalar

yürütülmüştür. CNN mimarileri arasında etkili ve hafif mimarilerden biri olan EfficientNet-B0 mimarisini görüntü sınıflandırma için seçilmiştir. Tablo 1’de mimari yapısı sunulan EfficientNet-B0 mimarisini oluşturan MBConv blokları Şekil 1’de görüldüğü üzere SENet bloğu içermektedir. SENet bloğunun dezavantajlarını ortadan kaldırmak için önerilen FcaNet, ECANet, GCT, CBAM ve SimAM gibi çeşitli dikkat mekanizmaları çalışmamızda sınıflandırma doğruluğunu geliştirmek üzere EfficientNet-B0 mimarisine entegre edilerek tanıtılmıştır. MBConv blokta yer alan her SENet bloğu yeni bir dikkat mekanizmasıyla yer değiştirilerek HP’nin tespitindeki başarıyı incelenmiştir.

EfficientNet-B0+FcaNet, EfficientNet-B0+ECANet, EfficientNet-B0+GCT, EfficientNet-B0+CBAM ve EfficientNet-B0+SimAM sistemlerinin teşhis performansları analiz edilmiştir. Her bir mimari DeepHP veri seti, eğitim verisi üzerinde ayrı ayrı eğitilmiş ve test verisi ile test edilmiştir. HP’nin teşhisi için çalışmada uygulanan metodoloji Şekil 2’de özetlenmiştir.

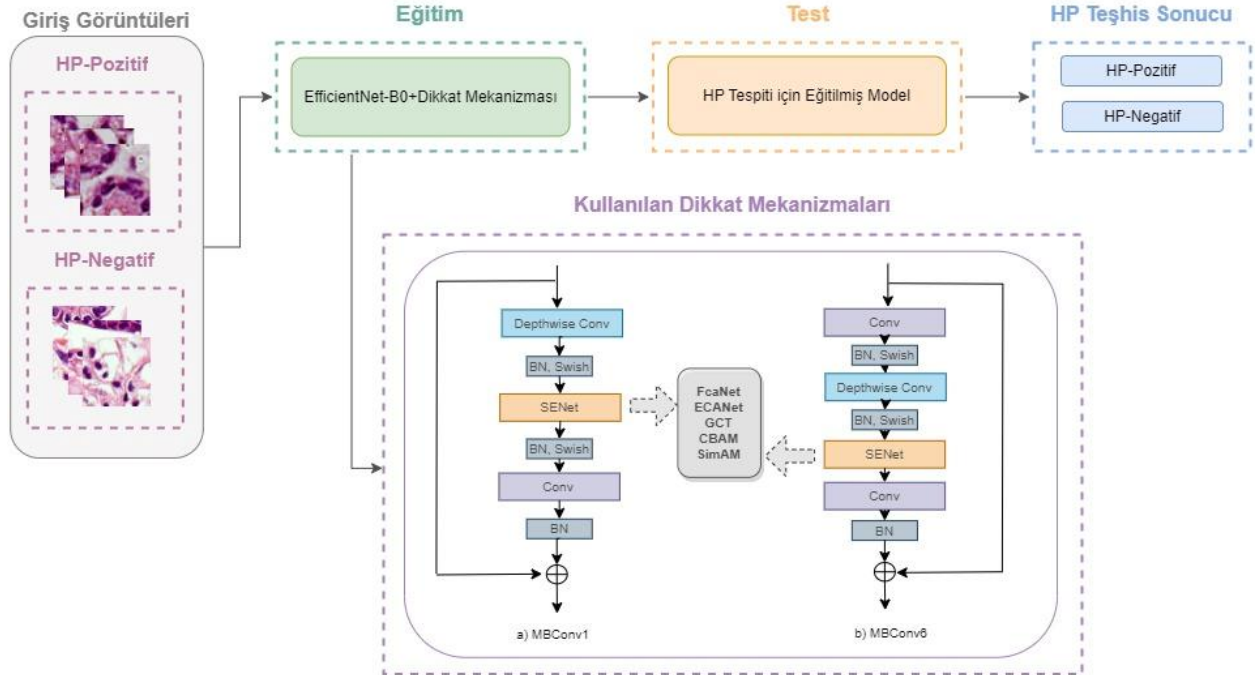
2.3.1. Kanal dikkat mekanizmaları (Channel attention mechanisms)

2.3.1.1. SENet (Sıkıştırma ve uyarma ağı, squeeze-and-excitation network)

Kanal dikkat mekanizmalarının öncülerinden olan SENet, kanal bazında ilişkileri yakalamak için sıkıştırma ve uyarma (Squeeze-and-Excitation, SE) bloklarından oluşmaktadır. Sıkıştırma kısmında küresel havuzlama katmanı (global average pooling, GAP) her kanala uygulanır ve ardından uyarma kısmında tam bağlantılı (FC) katman, swish, FC ve sigmoid blok sırasıyla uygulanır. Her adımda kanaldan elde edilen bilgi geliştirilir ve son olarak elde edilen çıktı orijinal girdi ile çarpılır [30]. Şekil 3-a’da SENet dikkat mekanizmasının iç yapısı gösterilmiştir.

Tablo 2. Dikkat mekanizmalarının sınıflandırılması [29] (The classification of attention mechanisms)

Dikkat Mekanizmaları	Kanal Dikkati	Uzamsal Dikkat	Zamansal Dikkat	Dal Dikkati
Temel Sorusu	Neye dikkat edilmeli?	Nereye dikkat edilmeli?	Ne zaman dikkat edilmeli?	Hangisine dikkat edilmeli?
Örnek	SENet, FcaNet, ECANet, SRM, GCT vb.	DRAW, DCN, DETR, ViT vb.	TAM, GLTR vb.	SKNet, ReNest vb.
Hibrit	Kanal&Uzamsal		Uzamsal&Zamansal	



Şekil 2. HP'nin teşhis metodolojisi (The diagnosis methodology of HP)

SENet bloğu önemli kanalları vurgularken bazı dezavantajlara sahiptir. SENet bloğunda tam bağlı katmanların kullanımı model karmaşıklığını artırmaktadır. Karmaşıklığı azaltmak ve kanal dikkatini artırmak için geliştirilmiş kanal dikkat mekanizmaları önerilmiştir. FcaNet, ECANet, GCT mekanizmaları geliştirilen kanal dikkat mekanizmalarına örnek olarak verilebilir.

2.3.1.2. FcaNet (Frekans kanalı dikkat ağı, frequency channel attention network)

Qin ve ark. tarafından önerilen FcaNet, SENet bloğundaki sıkıştırma modülünü geliştirerek etkili kanal dikkati elde etmeyi amaçlamaktadır [35]. Frekans alanında küresel ortalama havuzlama işlemini analiz ederek, küresel ortalama havuzlama işleminin ayrık kosinüs dönüşümünün (discrete cosine transform, DCT) özel bir durumu olduğunu göstermişlerdir. Bu fikirden yola çıkarak SENet bloğunda yer alan GAP adımının yerine DCT kullanılmış ve yeni frekans kanalı dikkati ağını önerilmiştir. DCT, FC katman, ReLU aktivasyon fonksiyonu, FC katman ve sigmoid aktivasyon fonksiyonu sırasıyla uygulanır ve giriş ile çarpılarak çıktı oluşturulur. Bu işlem adımları Şekil 3-b'de sunulmuştur.

2.3.1.3. ECANet (Etkili kanal dikkat ağı, efficient channel attention)

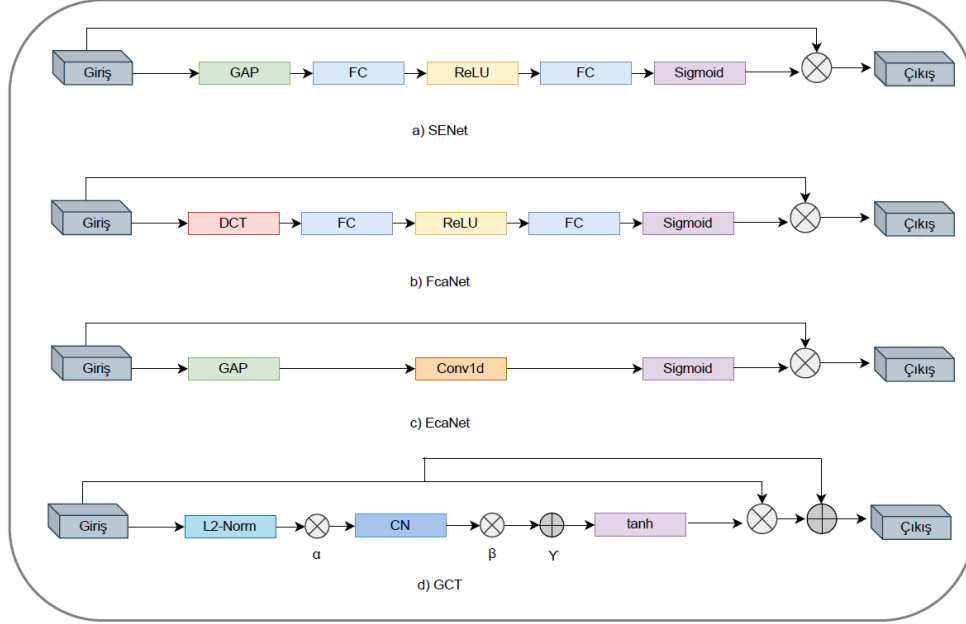
SENet bloğunda yer alan uyarma modülünü geliştirmeyi amaçlayan bir kanal dikkat yaklaşımıdır. Wang ve ark. tarafından önerilen Etkili Kanal Dikkat Ağı (Efficient Channel Attention, ECA), SENet'in model karmaşıklığını hafifletmeyi ve hesaplama maliyetinden kaynaklı dezavantajını elimine etmeyi amaçlar [36]. ECA bloğu, SENet bloğunun uyarma modülündeki tam bağlı katmanlar ve ReLU aktivasyon fonksiyonunu kaldırarak yerine 1-boyutlu evrişim kullanır. Bu evrişim işleminde k adet komşuluk dikkate alınır ve k boyutlu filtre kullanılarak çapraz kanal etkileşimi sağlanır. k parametresi adaptif olarak ayarlanabilen bir parametredir. Özetle, Şekil 3-c'de görüldüğü üzere GAP, 1-boyutlu evrişim ve sigmoid aktivasyon fonksiyonu sırasıyla uygulanır ve giriş ile çarpılarak çıktı üretilir.

2.3.1.4. GCT (Kapılı kanal dönüşümü, gated channel transformation)

SENet bloğunun hem sıkıştırma hem uyarma modülünü geliştirmeye yönelik önerilen yaklaşımlardan birisidir. SENet bloğunda kullanılan tam bağlı katmanların sebep olduğu hesaplama maliyetini azaltmak ve kanal ilişkilerinin yüksek verimde ve daha açık bir şekilde bağlamsal modellenmesini sağlamak için Yang ve ark. tarafından Kapılı Kanal Dönüşümü (Gated Channel

Transformation, GCT) sunulmuştur [37]. GCT, diğer yöntemlerden farklı olarak küresel bilgileri toplamak için ek parametre içermeyen L2-normalizasyonu kullanır. Sonrasında ölçekleme vektörü (α), kanal normalizasyonu ve yeniden ölçekleme (β ve γ) sırasıyla uygulanır. Burada yine

önceki yöntemlerde kullanılan sigmoid aktivasyon fonksiyonu yerine tanh aktivasyon fonksiyonu seçilmiştir ve giriş ile çarpılarak oluşturulan çıktı tekrar giriş ile toplanarak çıktı hesaplanır [29], [37]. GCT dikkat mekanizmasının iç yapısı Şekil 3-d'de gösterilmiştir.



Şekil 3. Kanal dikkat mekanizmaları (GAP: küresel ortalama havuzlama, FC: Tam bağlı katman, DCT: Ayrık kosinüs dönüşümü, Conv1d: 1-boyutlu evrişim, CN: Kanal normalizasyonu.) (Channel attention mechanisms (GAP: global average pooling, FC: Fully connected layer, DCT: Discrete cosine transform, Conv1d: 1-dimensional convolution, CN: Channel normalization))

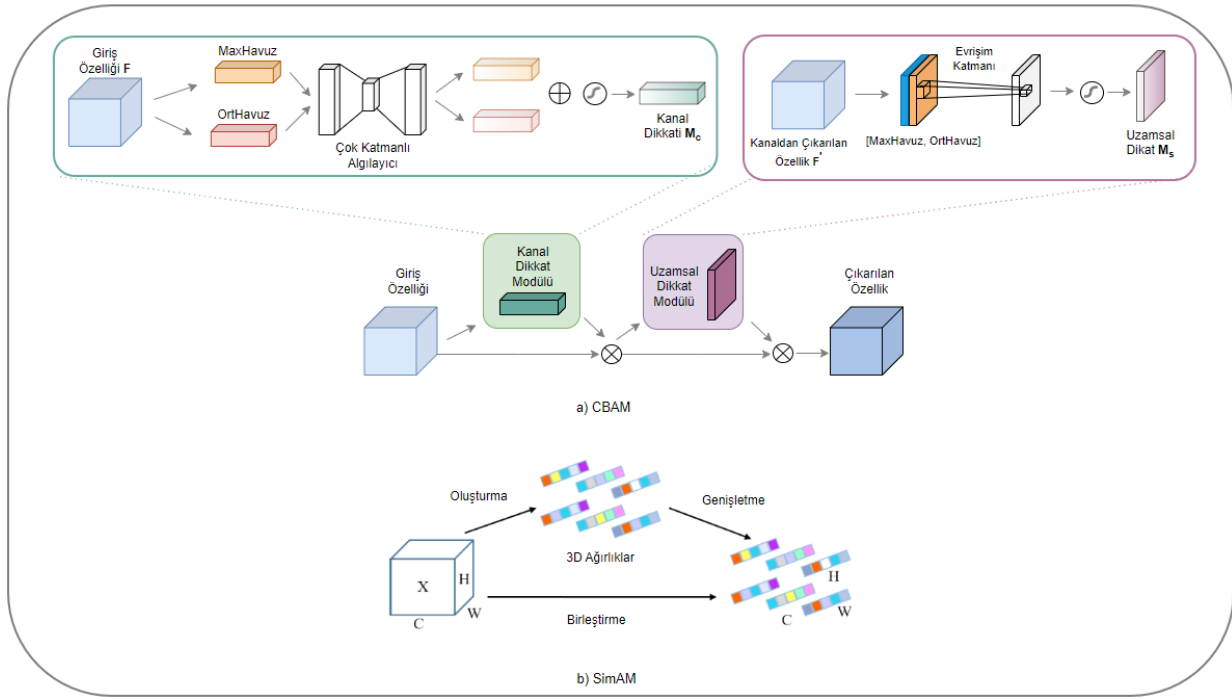
2.3.2. Kanal&uzamsal dikkat mekanizmaları (Channel&spatial attention mechanism)

2.3.2.1. CBAM (Evrişimsel blok dikkat modülü, convolutional block attention module)

Kanal dikkati ve uzamsal dikkati sıralı olarak uygulayan dikkat yaklaşımıdır. Woo ve ark. tarafından önerilen CBAM, iki ayrı boyutta dikkat haritalarını çıkarır [32]. Dolayısıyla, CBAM iki alt modül içerir: kanal dikkat modülü ve uzamsal dikkat modülü. Kanal dikkati, özellikleri sağlamak için maksimum havuzlamayı ve ortalama havuzlamayı kullanır ve Çok Katmanlı Algılayıcı kanal dikkat alt modülünü tamamlamak için onları birleştirir. Çok Katmanlı Algılayıcıda yer alan tam bağlı katmanların çıktısı piksel bazında toplanarak sigmoid aktivasyon fonksiyonuna iletilir ve kanal dikkat haritası elde edilir. Uzamsal dikkat alt modülü, MLP olmadan maksimum havuzlamayı ve ortalama havuzlamayı sırasıyla uygular ve bunları kanal sayısını azaltmak amacıyla evrişim katmanına iletir. Sonrasında sigmoid aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek uzamsal dikkat haritası elde edilir. Özetle, kanal dikkati ile neye odaklanılacağını, uzamsal dikkat ile nereye

odaklanılacağını bulmak için kanallar arası ve uzamsal ilişkileri kullanır [32]. Şekil 4-a CBAM dikkat mekanizmasının işleyişini adım adım göstermektedir.

SimAM dikkat mekanizması, sinirbilim teorisinden yararlanan bir yaklaşımdır. İnsanlardaki görsel işlemede olduğu gibi kanal ve uzamsal özellik çıkarımını eş zamanlı olarak uygulamayı amaçlar. Yang ve ark. tarafından önerilen SimAM dikkat mekanizması her nörona benzersiz bir ağırlık atanmasını sağlamak için hem kanal hem uzamsal dikkati 3 boyutlu ağırlıklandırılmış dikkat modülüne entegre eder [34]. Yazarlar dikkati başarılı olarak uygulamak için bireysel nöronların önemi nasıl tahmin edilir sorusuna cevaplamak için görsel sinirbilimde yer alan en bilgilendirici nöronlar genellikle çevredeki nöronlardan farklı ateşleme deseni gösteren nöronların olduğu bilgisinden yararlanırlar. Dolayısıyla her bir nöron için enerji fonksiyonu tanımlayarak ağa yeni parametre eklemeyen basit bir şekilde önemli bilgilere odaklanmayı sağlarlar. Çeşitli görsel görevlere enerji fonksiyonu kullanarak 3 boyutlu



Şekil 4. Kanal&Uzamsal dikkat mekanizmaları (MaxHavuz: Maksimum Havuzlama Katmanı; OrtHavuz: Ortalama Havuzlama Katmanı; C, W ve H görüntü boyutlarını (Kanal, genişlik ve yükseklik temsil eder.) (Channel&Spatial attention mechanisms (MaxHavuz: Max. Pooling Layer; OrtHavuz: Avg. Pooling Layer; C, W and H represent image dimensions (Channel, width and height)))

ağırlıkları tahsis etme süreci Şekil 4-b’de görselleştirilmiştir [34, 38].

3. BULGULAR VE TARTIŞMA (RESULTS AND DISCUSSION)

3.1. Veri Seti (Dataset)

Bu çalışmada HP’nin tanısı için halka açık veri seti olan DeepHP veri seti kullanılmıştır [21]. DeepHP veri seti H&E boyanmış mide biyopsi histopatolojik incelemelerinden elde edilen görüntüleri içermektedir. Toplamda 394.926 görüntü yaması

içeren DeepHP veri setinde görüntülerin 283.921’i HP enfeksiyonu açısından negatif, 111.005’i ise HP enfeksiyonu açısından pozitifdir. Görüntü yamaları 256x256 boyutundadır.

Görüntüler EfficientNet-B0 mimarisinin girişine uygun olarak 224x224 boyutuna yeniden boyutlandırılarak deneysel çalışmalarda kullanılmıştır. Veri setinin rasgele olarak belirlenen %70’i model eğitiminde, %15’i doğrulamada ve kalan %15’i ise testte kullanılmıştır. Tablo 3’te veri setinin ayrımı ve yama sayıları sunulmuştur.

Tablo 3. Deneysel çalışmalarda kullanılan DeepHP veri setinin dağılımı (The distribution of the DeepHP dataset used in experimental studies)

Sınıf	Eğitim	Validasyon	Test	Toplam
Negatif HP	198.744	42.589	42.588	283.921
Pozitif HP	77.703	16.652	16.650	111.005
Toplam	276.447	59.241	59.238	394.926

3.2. Deneysel Kurulum (Experimental Settings)

Çalışmada uygulanan modeller Python dili kullanılarak TensorFlow kütüphanesiyle Keras paketi kullanılarak geliştirildi. Deneyleri gerçekleştirmek için yüksek performanslı bilgisayar kullanılmıştır. İşletim sistemi Linux’un 20.04.4 LTS’dir. Bilgisayar CPU Intel (R) Core (TM) i7-7820X, 3.60 GHz, 64 GB DDR4 RAM ve GPU

NVIDIA Quadro RTX 8000 gibi donanımsal özelliklere sahiptir. Giriş görüntüleri EfficientNet-B0 mimarisine uygun olarak 224x224 piksele yeniden boyutlandırılmıştır. Her koşmada rasgele alınan örnek sayısı 32’dir ve model parametrelerini güncellemek için 0.001 öğrenme oranına sahip Adam optimizasyon algoritması [39] kullanılmıştır. Tüm modeller için eğitim 20 koşmada

tamamlanmıştır ve önceden elde edilmiş ağırlıklar kullanılmadan sıfırdan eğitilmiştir. Veri setinde sınıflara ait yama sayısı yeterli olduğundan dolayı veri artırma uygulanmamıştır. Modellerin parametre sayıları Tablo 4’te verilmiştir.

Tablo 4. Modellerin parametre sayıları (The parameter numbers of the models)

Model	Parametre Sayısı (Milyon, M)
EfficientNet-B0	5.3 M
EfficientNet-B0+GCT	3.4 M
EfficientNet-B0+ECA	3.4 M
EfficientNet-B0+FCA	4.3 M
EfficientNet-B0+CBAM	18.5 M
EfficientNet-B0+SimAM	4.3 M

3.3. Değerlendirme Ölçütleri (Evaluation Metrics)

Figure Sınıflandırma görevlerinde modellerin performansında kullanılan değerlendirme ölçütleri mevcuttur. Şekil 5’te sunulan karmaşıklık matrisi bu çalışmada test verileri üzerinde modellerin

Tahmin \ Gerçek	Pozitif Sınıf	Negatif Sınıf
Pozitif Sınıf	Doğru Pozitif (DP)	Yanlış Negatif (YN)
Pozitif Sınıf	Yanlış Pozitif (YP)	Doğru Negatif (DN)

performansını değerlendirmek amacıyla kullanılmıştır. Gerçek sınıf tablodaki satırda, tahmin edilen sınıf ise sütunda gösterilmektedir. Karmaşıklık matrisine uygun olarak, DP ve DN sırasıyla doğru şekilde tahmin edilen pozitif ve negatif örneklerin sayısını belirtirken, YP ve YN hatalı olarak tahmin edilen negatif ve pozitif örneklerin sayısını gösterir.

Doğruluk, tüm örnekler arasındaki doğru tahminlerin oranını gösterir. Kesinlik, pozitif sınıflardan kaçının pozitif olarak tahmin edildiğini verir. Doğru şekilde sınıflandırılan pozitif vakaların yüzdesi duyarlılıkla, doğru şekilde sınıflandırılan negatif vakaların yüzdesi ise özgüllükle sağlanır. Hassasiyet (Recall), duyarlılık ile aynıdır. F1-skor, duyarlılık ve kesinlik değerlerinin harmonik ortalaması ile bulunur [40]. Matthews korelasyon katsayısı (MCC) gerçek değer ve tahmin edilen değer arasındaki bir korelasyon katsayısıdır. -1 ve +1 arasında değer alır ve +1 katsayısı iyi bir tahmini, 0 ortalama rastgele tahmini ve -1 ise kötü tahmini temsil eder.

$$\text{Doğruluk} = \frac{DP+DN}{DP+DN+YN+YP}$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{DP}{DP+YP}$$

$$\text{Özgüllük} = \frac{DN}{DP+YP}$$

$$\text{Duyarlılık} = \frac{DP}{DP+YN}$$

$$\text{F1-Skor} = 2x \frac{\text{Kesinlik} \times \text{Duyarlılık}}{\text{Kesinlik} + \text{Duyarlılık}}$$

$$\text{MCC} = \frac{(DP \times DN - YP \times YN)}{\sqrt{(DP + YP) \times (DP + YN) \times (DN + YP) \times (DN + YN)}}$$

Şekil 5. Karmaşıklık matrisi ve kullanılan diğer değerlendirme ölçütleri (Confusion matrix and used other evaluation metrics)

3.4. Deneysel Sonuçlar ve Tartışma (Experimental Results and Discussion)

Bu bölümde halka açık veri seti DeepHP’nin içerdiği histopatolojik görüntü yamaları kullanılarak HP’nin varlığını tespit etmek amacıyla eğitilen modellerin deneysel sonuçları sunulmaktadır. EfficientNet-B0, EfficientNet-B0+FcaNet, EfficientNet-B0+ECANet, EfficientNet-B0+GCT, EfficientNet-B0+CBAM ve EfficientNet-B0+SimAM modelleri HP’nin teşhisinde kullanılmıştır. Modeller eşit koşullarda aynı eğitim ve validasyon verileri kullanılarak eğitilmiş ve aynı test veri seti üzerinde performansları test edilmiştir. Tablo 5 karşılaştırılan

modellerin eğitim, validasyon ve test doğruluklarını sunmaktadır.

Modellerin performansı DeepHP veri setinin paylaşıldığı temel çalışmada alınan en iyi sonuç ile kıyaslanmıştır [21]. Temel çalışmada HP’nin tespiti için transfer öğrenme ve ince-ayar yaklaşımları kullanılarak analizler yapılmıştır ve en iyi sonuç ince-ayar yaklaşımı kullanılan VGG16 ile 0.98 doğruluk elde edilmiştir. Bu çalışmada, temel çalışmada elde edilen doğruluk değerinden daha iyi doğruluk elde etmek amacıyla dikkat mekanizmaları kullanılan EfficientNet-B0 ile elde edilen sonuçlar Tablo 6’da sunulmuştur ve en iyi değerler koyu yazılmıştır. Bu sonuçlara göre en iyi test doğruluğu EfficientNet-B0 mimarisi ile kanal

tabanlı dikkati geliştiren FCA'nın birlikte kullanılmasıyla 0.99835 doğruluk değeri elde edilmiştir ve temel çalışmada sunulan VGG16'dan daha iyi performans göstermektedir. Ayrıca MCC değerinin 1'oldukça yakın olması elde edilen tahmin doğruluğunu desteklemektedir. VGG16 mimarisi yaklaşık 140 milyon parametreye sahipken EfficientNet-B0 ve dikkat mekanizmalarıyla birleştirilen versiyonları Tablo 4'te sunulduğu üzere daha az parametreye sahiptir. Dolayısıyla önerilen mimari daha düşük parametreye daha az maliyetlidir. Önerilen mimariler veri setinde hiçbir değişiklik yapmadan eğitilen uçtan uca sistemlerdir ve önceden eğitilmiş ağırlıklara ihtiyaç duymadan veriyi öğrenebilmekte ve HP'yi teşhis edebilmektedir.

Genel olarak EfficientNet-B0 mimarisinin dikkat mekanizmalarıyla birleştirilmesiyle oluşturulan versiyonları HP'nin teşhisinde özellikleri ayırt etmede oldukça başarılıdır. Burada dikkat mekanizmalarının ağırlık çıkarma yeteneğini güçlendirdiği görülmektedir. Doğruluk dışındaki

metrikler incelendiğinde kesinlik metriğinde en yüksek değeri 0.99982 ile EfficientNet-B0+ECA kombinasyonu almıştır. Özgüllük metriğinde de aynı şekilde en yüksek değer olan 0.99993 EfficientNet-B0+ECA kombinasyonu ile elde edilmiştir. Model performansını değerlendirme güçlü metriklerden biri olan F1-Skor'da ise en yüksek değere 0.99706 ile EfficientNet-B0+FCA kombinasyonu sahiptir.

Dikkat mekanizmaları ile kombinasyonları yapılan EfficientNet-B0 mimarilerinin kombinasyonlarına ait karmaşıklık matrisleri Tablo 7'de verilmiştir. Kanal ve uzamsal dikkati geliştirmek adına kullanılan GCT, ECA, FCA, CBAM ve SimAM dikkat mekanizmalarından toplam yanlış oranının en düşük EfficientNet-B0+FCA sistemine ait olduğu görülmektedir. Özellikle en düşük yanlış pozitif sayısına sahip olması gerçek hayat değerlendirmelerinde önemli bir ölçüttür.

Tablo 5. EfficientNet-B0 ile entegre edilen dikkat mekanizmalarının eğitim, validasyon ve test doğrulukları (Train, validation and test accuracy of attention mechanisms integrated with EfficientNet-B0)

Model	Eğitim Doğruluğu	Validasyon Doğruluğu	Test Doğruluğu
EfficientNet-B0	0.99901	0.98695	0.98592
EfficientNet-B0+GCT	0.99931	0.99320	0.99372
EfficientNet-B0+ECA	0.99855	0.99537	0.99494
EfficientNet-B0+FCA	0.99872	0.99843	0.99835
EfficientNet-B0+CBAM	0.99632	0.98351	0.98413
EfficientNet-B0+SimAM	0.99872	0.99224	0.99230

Tablo 6. Çeşitli dikkat mekanizmaları entegre edilen EfficientNet-B0 mimarilerinin test verisi üzerinde diğer performans metriklerinin karşılaştırılması (The comparison of other performance metrics on test data of EfficientNet-B0 architectures with integrated various attention mechanisms)

Model	Doğruluk	Kesinlik	Hassasiyet	Özgüllük	F1-Skor	MCC
VGG16 [21]	0.98	0.94	0.99	0.98	0.96	0.95
EfficientNet-B0	0.98592	0.98899	0.96060	0.99582	0.97459	0.9651
EfficientNet-B0+GCT	0.99372	0.99279	0.98480	0.99721	0.98878	0.9844
EfficientNet-B0+ECA	0.99494	0.99982	0.98216	0.99993	0.99091	0.9875
EfficientNet-B0+SimAM	0.99230	0.97529	0.99790	0.99011	0.98646	0.9812
EfficientNet-B0+CBAM	0.98413	0.99359	0.94413	0.99760	0.97113	0.9607
EfficientNet-B0+FCA	0.99835	0.99557	0.99856	0.99826	0.99706	0.9958

4. SONUÇLAR (CONCLUSIONS)

Mide kanseri dünyada en yaygın beşinci kanserdir. Yaşam süresini ve kalitesini artırmak için erken teşhis hayati derecede önemlidir. Patologlar tarafından laboratuvar ortamında yapılan

histopatolojik tanı zorlayıcı olmaktadır. Görüntü büyüklüğü, patologların artan iş yükü, tanı doğruluğundaki şüphe ve zaman kaybı gibi faktörler tanı için otomatik sistemlerin gerekliliğini ortaya çıkarmıştır. Dolayısıyla teşhis için histopatolojik görüntüleri kullanarak hızlı tanı koyan otomatik

Tablo 7. Performans analizi yapılan modellerin karmaşıklık matrisleri (Confusion matrix of models made performance analysis)

EfficientNet-B0 (Doğruluk: 0.98592)				EfficientNet-B0+GCT (Doğruluk: 0.99372)			
Gerçek Sınıf	Negatif	42410	178	Gerçek Sınıf	Negatif	42469	119
	Pozitif	656	15994		Pozitif	253	16397
		Negatif	Pozitif			Negatif	Pozitif
Tahmini Sınıf				Tahmini Sınıf			
EfficientNet-B0+ECA (Doğruluk: 0.99494)				EfficientNet-B0+FCA (Doğruluk: 0.99835)			
Gerçek Sınıf	Negatif	42585	3	Gerçek Sınıf	Negatif	42514	74
	Pozitif	297	16353		Pozitif	24	16626
		Negatif	Pozitif			Negatif	Pozitif
Tahmini Sınıf				Tahmini Sınıf			
EfficientNet-B0+SimAM (Doğruluk: 0.99230)				EfficientNet-B0+CBAM (Doğruluk: 0.98413)			
Gerçek Sınıf	Negatif	42569	19	Gerçek Sınıf	Negatif	42486	102
	Pozitif	135	16515		Pozitif	838	15812
		Negatif	Pozitif			Negatif	Pozitif
Tahmini Sınıf				Tahmini Sınıf			

sistemler son yıllarda yapay zekanın alt dalı olan derin öğrenmeyi kullanmaktadır. Derin öğrenme görüntüdeki en temsil edici özelliklerin öğrenilmesini mümkün kılar ve medikal görüntülerde tanı koymak için doktorlara yardımcı sistemler oluşturulmasını sağlar. Bu çalışmada derin öğrenmenin görüntü üzerindeki avantajlarından yararlanmak ve mide kanserinin başlıca nedenlerinden biri olan HP'yi teşhis etmek amacıyla evrişimli sinir ağlarından EfficientNet-B0 mimarisi kullanılmıştır. Daha etkili teşhis ve daha hafif bir mimari için EfficientNet-B0 mimarisine yeni dikkat mekanizmaları entegre edilmiş ve performansları analiz edilmiştir. EfficientNet-B0, EfficientNet-B0+FCA, EfficientNet-B0+ECA, EfficientNet-B0+GCT, EfficientNet-B0+CBAM ve EfficientNet-B0+SimAM mimarilerinin test verisi üzerinde sınıflandırma başarımları karşılaştırılmıştır. Halka açık histopatolojik mide görüntüleri içeren DeepHP veri seti üzerinde en iyi sonuç alınan birleşim olan EfficientNet-B0+FCA sistemiyle 0.99835 test doğruluğu elde edilerek literatürde sunulan en iyi doğruluk değeri geçilmiştir. Önerilen sistem HP'nin teşhisi için

patoloğlara veya doktorlara yardımcı bir sistem olarak kullanılabilir.

ETİK STANDARTLARIN BEYANI (DECLARATION OF ETHICAL STANDARDS)

Bu makalenin yazarı çalışmalarında kullandıkları materyal ve yöntemlerin etik kurul izni ve/veya yasal-özel bir izin gerektirmediğini beyan ederler.

The author of this article declares that the materials and methods they use in their work do not require ethical committee approval and/or legal-specific permission.

YAZARLARIN KATKILARI (AUTHORS' CONTRIBUTIONS)

Bu çalışmada yazarlar eşit oranda katkı sağlamıştır.

The authors contributed equally to this study.

ÇIKAR ÇATIŞMASI (CONFLICT OF INTEREST)

Bu çalışmada herhangi bir çıkar çatışması yoktur.

There is no conflict of interest in this study.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

- [1] P. Bhardwaj, G. Bhandari, Y. Kumar, and S. Gupta, "An Investigational Approach for the Prediction of Gastric Cancer Using Artificial Intelligence Techniques: A Systematic Review," *Archives of Computational Methods in Engineering*. Springer Science and Business Media B.V., 2022. doi: 10.1007/s11831-022-09737-4.
- [2] H. Sung *et al.*, "Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries," *CA Cancer J Clin*, vol. 71, no. 3, pp. 209–249, May 2021, doi: 10.3322/caac.21660.
- [3] T. Nishida *et al.*, "Impact of time from diagnosis to chemotherapy in advanced gastric cancer: A Propensity Score Matching Study to Balance Prognostic Factors," *World J Gastrointest Oncol*, vol. 11, no. 1, pp. 28–38, 2019, doi: 10.4251/wjgo.v11.i1.28.
- [4] R. Suzuki *et al.*, "Aberrant methylation of microRNA-34b/c is a predictive marker of metachronous gastric cancer risk," *J Gastroenterol*, vol. 49, no. 7, pp. 1135–1144, 2014, doi: 10.1007/s00535-013-0861-7.
- [5] M. A. Satolli, L. Buffoni, R. Spadi, and I. Roato, "Gastric Cancer: The Times they are a-changin'," *World J Gastrointest Oncol*, vol. 7, no. 11, pp. 303–316, 2015, doi: 10.4251/wjgo.v7.i11.303.
- [6] P. Rawla and A. Barsouk, "Epidemiology of gastric cancer: Global trends, risk factors and prevention," *Przegląd Gastroenterologiczny*, vol. 14, no. 1, pp. 26–38, 2019. doi: 10.5114/pg.2018.80001.
- [7] T. Matysiak-Budnik and F. Mégraud, "Helicobacter pylori infection and gastric cancer," *Eur J Cancer*, vol. 42, no. 6, pp. 708–716, 2006, doi: 10.1016/j.ejca.2006.01.020.
- [8] J. Y. Lee and N. Kim, "Diagnosis of Helicobacter pylori by invasive test: Histology," *Ann Transl Med*, vol. 3, no. 1, pp. 1–8, 2015, doi: 10.3978/j.issn.2305-5839.2014.11.03.
- [9] D. O. Faigel, M. Childs, E. E. Furth, A. Alavi, and D. C. Metz, "New Noninvasive Tests for Helicobacter pylori Gastritis: Comparison with Tissue-Based Gold Standard," *Digestive Diseases and Sciences*, vol. 41, no. 4. Kluwer Academic/Plenum Publishers, pp. 740–748, 1996. doi: 10.1007/BF02213130.
- [10] O. Aydin, R. Egilmez, T. Karabacak, and A. Kanik, "Interobserver variation in histopathological assessment of Helicobacter pylori gastritis," *World J Gastroenterol*, vol. 9, no. 10, pp. 2232–2235, 2003, doi: 10.3748/wjg.v9.i10.2232.
- [11] W. Dickey, B. Kenny, and J. McConnell, "Effect of proton pump inhibitors on the detection of," *Aliment Pharmacol Ther*, vol. 10, no. 3, pp. 289–293, 1996.
- [12] O. C. Aktepe, I. H. Çiftçi, B. Şafak, I. Uslan, and F. H. Dilek, "Five methods for detection of Helicobacter pylori in the Turkish population," *World J Gastroenterol*, vol. 17, no. 47, pp. 5172–5176, 2011, doi: 10.3748/wjg.v17.i47.5172.
- [13] J. K. Y. Hooi *et al.*, "Global Prevalence of Helicobacter pylori Infection: Systematic Review and Meta-Analysis," *Gastroenterology*, vol. 153, no. 2, pp. 420–429, 2017, doi: 10.1053/j.gastro.2017.04.022.
- [14] J. Potočnik, S. Foley, and E. Thomas, "Current and potential applications of artificial intelligence in medical imaging practice: A narrative review," *J Med Imaging Radiat Sci*, vol. 54, no. 2, pp. 376–385, 2023, doi: 10.1016/j.jmir.2023.03.033.
- [15] M. Rana and M. Bhushan, "Machine learning and deep learning approach for medical image analysis: diagnosis to detection," *Multimed Tools Appl*, vol. 82, no. 17, pp. 26731–26769, 2023, doi: 10.1007/s11042-022-14305-w.
- [16] S. Shafi and A. V. Parwani, "Artificial intelligence in diagnostic pathology," *Diagn Pathol*, vol. 18, no. 1, pp. 1–12, 2023, doi: 10.1186/s13000-023-01375-z.
- [17] X. Jiang, Z. Hu, S. Wang, and Y. Zhang, "Deep Learning for Medical Image-Based

- Cancer Diagnosis,” *Cancers (Basel)*, vol. 15, no. 14, 2023, doi: 10.3390/cancers15143608.
- [18] Y. DOĞAN, “Derin Öğrenme Yöntemleriyle Çapraz Veri Seti Değerlendirmesi Altında COVID-19 Tespiti,” *Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi Part C: Tasarım ve Teknoloji*, vol. 11, no. 3, pp. 813–823, 2023, doi: 10.29109/gujsc.1210343.
- [19] S. Banerji and S. Mitra, “Deep learning in histopathology: A review,” *Wiley Interdiscip Rev Data Min Knowl Discov*, vol. 12, no. 1, pp. 1–13, 2022, doi: 10.1002/widm.1439.
- [20] C. L. Srinidhi, O. Ciga, and A. L. Martel, “Deep neural network models for computational histopathology: A survey,” *Med Image Anal*, vol. 67, p. 101813, 2021, doi: 10.1016/j.media.2020.101813.
- [21] W. G. e. Gonçalves *et al.*, “DeepHP: A New Gastric Mucosa Histopathology Dataset for Helicobacter pylori Infection Diagnosis,” *Int J Mol Sci*, vol. 23, no. 23, 2022, doi: 10.3390/ijms232314581.
- [22] S. Klein *et al.*, “Deep learning for sensitive detection of Helicobacter Pylori in gastric biopsies,” *BMC Gastroenterol*, vol. 20, no. 1, pp. 1–11, 2020, doi: 10.1186/s12876-020-01494-7.
- [23] S. Zhou *et al.*, “Deep learning assistance for the histopathologic diagnosis of Helicobacter pylori,” *Intell Based Med*, vol. 1–2, no. August, p. 100004, 2020, doi: 10.1016/j.ibmed.2020.100004.
- [24] Y. Yang, Y. Yang, Y. Yuan, J. Zheng, and Z. Zhongxi, “Detecting helicobacter pylori in whole slide images via weakly supervised multi-task learning,” *Multimed Tools Appl*, vol. 79, no. 35–36, pp. 26787–26815, 2020, doi: 10.1007/s11042-020-09185-x.
- [25] D. R. Martin, J. A. Hanson, R. R. Gullapalli, F. A. Schultz, A. Sethi, and D. P. Clark, “A deep learning convolutional neural network can recognize common patterns of injury in gastric pathology,” *Arch Pathol Lab Med*, vol. 144, no. 3, pp. 370–378, 2020, doi: 10.5858/arpa.2019-0004-OA.
- [26] Y. J. Lin, C. C. Chen, C. H. Lee, C. Y. Yeh, and Y. M. Jeng, “Two-tiered deep-learning-based model for histologic diagnosis of Helicobacter gastritis,” *Histopathology*, vol. 83, no. 5, pp. 771–781, 2023, doi: 10.1111/his.15018.
- [27] M. Tan and Q. V. Le, “EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks,” *36th International Conference on Machine Learning, ICML 2019*, vol. 2019-June, pp. 10691–10700, 2019.
- [28] A. Kallipolitis, K. Revelos, and I. Maglogiannis, “Ensembling efficientnets for the classification and interpretation of histopathology images,” *Algorithms*, vol. 14, no. 10, 2021, doi: 10.3390/a14100278.
- [29] M. H. Guo *et al.*, “Attention mechanisms in computer vision: A survey,” *Computational Visual Media*, vol. 8, no. 3. Tsinghua University, pp. 331–368, Sep. 01, 2022. doi: 10.1007/s41095-022-0271-y.
- [30] J. Hu, L. Shen, and G. Sun, “Squeeze-and-excitation networks,” *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 7132–7141, 2018, [Online]. Available: http://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2018/html/Hu_Squeeze-and-Excitation_Networks_CVPR_2018_paper.html
- [31] F. Wang *et al.*, “Residual attention network for image classification,” in *Proceedings - 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2017*, 2017, pp. 6450–6458. doi: 10.1109/CVPR.2017.683.
- [32] S. Woo, J. Park, J. Y. Lee, and I. S. Kweon, “CBAM: Convolutional block attention module,” in *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2018, pp. 3–19. doi: 10.1007/978-3-030-01234-2_1.
- [33] J. Park, S. Woo, J. Y. Lee, and I. S. Kweon, “BAM: Bottleneck attention module,” in *British Machine Vision Conference 2018, BMVC 2018*, BMVA Press, 2019.

- [34] L. Yang, R. Y. Zhang, L. Li, and X. Xie, "SimAM: A Simple, Parameter-Free Attention Module for Convolutional Neural Networks," in *Proceedings of Machine Learning Research*, 2021, pp. 11863–11874. [Online]. Available: <https://proceedings.mlr.press/v139/yang21o>
- [35] Z. Qin, P. Zhang, F. Wu, and X. Li, "FcaNet: Frequency Channel Attention Networks," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2021, pp. 763–772. doi: 10.1109/ICCV48922.2021.00082.
- [36] Q. Wang, B. Wu, P. Zhu, P. Li, W. Zuo, and Q. Hu, "ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks," in *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2020, pp. 11531–11539. doi: 10.1109/CVPR42600.2020.01155.
- [37] Z. Yang, L. Zhu, Y. Wu, and Y. Yang, "Gated Channel Transformation for Visual Recognition," in *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2020, pp. 11791–11800. doi: 10.1109/CVPR42600.2020.01181.
- [38] L. Liang, Y. Zhang, S. Zhang, J. Li, A. Plaza, and X. Kang, "Fast Hyperspectral Image Classification Combining Transformers and SimAM-Based CNNs," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 61, pp. 1–19, 2023, doi: 10.1109/TGRS.2023.3309245.
- [39] D. P. Kingma and J. L. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," in *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings*, International Conference on Learning Representations, ICLR, 2015.
- [40] H. M and S. M.N, "A Review on Evaluation Metrics for Data Classification Evaluations," *International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process*, vol. 5, no. 2, pp. 01–11, 2015, doi: 10.5121/ijdkp.2015.5201.