Histopatoloji Görüntülerinin Derin Öğrenme Yöntemleri Kullanılarak Sınıflandırılması

Classification of Histopathology Images Using Deep Learning Methods

Eren Tekin, Salih Yalcin Bilgisayar Mühendisliği Bölümü Abdullah Gül Üniversitesi Kayseri, Türkiye {eren.tekin, salih.yalcin}@agu.edu.tr

Özetçe— Bu çalışmada bazı derin öğrenme yöntemlerini kullanarak MHIST veri seti içerisinde yer alan görüntüleri sınıflandırdık ve bu yöntemlerin karşılaştırmasını yaptık. Bu veri seti içerisindeki görüntü verilerinde iki adet sınıf bulunmaktadır. Bunlar Hyperplastic Polyp(HP) ve Sessile Adenoma(SSA) dır. Bu sınıflandırma görevi, önemli patologlar arası değişkenlik ile zorlu bir problem olan HP'ler ve SSA'lar arasındaki klinik olarak önemli ikili ayrım üzerine odaklanmaktadır. HP'ler tipik olarak iyi huyludur, oysa sesil tırtıklı adenomlar, tedavi edilmezse kansere dönüşebilen ve daha erken takip muayeneleri gerektiren kanser öncesi lezvonlardır. Histolojik olarak, HP'ler vüzevsel tırtıklı bir mimariye ve uzun kriptalara sahipken, SSA'lar genellikle karmaşık yapı ve ağır tırtıklı geniş tabanlı kriptalarla karakterize edilir. Kullandığımız veri seti burada mevcuttur: https://bmirds.github.io/MHIST/.

Anahtar Kelimeler — MHIST, Histopatoloji, Derin Öğrenme, Görüntü Sınıflandırma

Abstract— In this study, we classified the images in the MHIST dataset using some deep learning methods and compared these methods. There are two classes of image data in this dataset. These are Hyperplastic Polyp (HP) and Sessile Serrated Adenoma (SSA). This classification task focuses on the clinically important dichotomy between HPs and SSAs, which is a challenging problem with significant interpathologist variability. HPs are typically benign, whereas sessile serrated adenomas are precancerous lesions that can turn into cancer if left untreated and require earlier follow-up exams. Histologically, HPs have a superficially serrated architecture and long crypts, while SSAs are generally characterized by complex structure and heavily serrated broad-based crypts. Our dataset is available here: https://bmirds.github.io/MHIST/

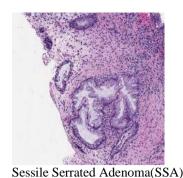
Keywords — MHIST, Histopathology, Deep Learning, Image Classification

I. Giris

Derin öğrenmenin artmasıyla birlikte, biyopsi veya rezeke edilmiş örneklerin özelliklerini araştıran bir alan olan histopatoloji görüntü analizi için sinir ağlarının kullanılmasına olan ilgi arttı. Bilimsel tarih boyunca, birçok önemli araştırma yönü, keşif fikirlerini verimli bir şekilde değerlendirmek için petri kutuları olarak küçük ölçekli deney düzenlerinden yararlandı. [1]

Bu çalışmada, histopatoloji görüntü analizi için benzer bir petri kabı olan minimalist bir histopatoloji görüntü analizi veri kümesini (MHIST) kullandık. MHIST, gastrointestinal patologun çoğunluk oyu ile belirlenen etikete sahip, 3152 adet kolorektal poliplerin sabit boyutlu görüntüsünü içeren ikili sınıflandırma veri setidir.

Bu çalışmada bazı derin öğrenme yöntemlerini kullanarak MHIST veri seti içerisinde yer alan görüntüleri sınıflandırdık ve bu yöntemlerin karşılaştırmasını yaptık. Bu veri seti içerisindeki görüntü verilerinde iki adet sınıf bulunmaktadır. Bunlar Hyperplastic Polyp(HP) ve Sessile Serrated Adenoma(SSA) dır. Bu sınıflandırma görevi, önemli patologlar arası değişkenlik ile zorlu bir problem olan HP'ler ve SSA'lar arasındaki klinik olarak önemli ikili ayrım üzerine odaklanmaktadır. HP'ler tipik olarak iyi huyludur, oysa sesil tırtıklı adenomlar, tedavi edilmezse kansere dönüşebilen ve daha erken takip muayeneleri gerektiren kanser öncesi lezyonlardır. Histolojik olarak, HP'ler yüzeysel tırtıklı bir mimariye ve uzun kriptalara sahipken, SSA'lar genellikle karmaşık yapı ve ağır tırtıklı geniş tabanlı kriptalarla karakterize edilir.



* Kanser öncesi



Hyperplastic Polyp(HP)

* İyi huylu

Şekil 1: Verisetinde bulunan görüntü örnekleri

II. VERI SETI

Bu veri seti, Dartmouth-Hitchcock Tıp Merkezi'ndeki (DHMC) Patoloji ve Laboratuvar Tıbbı Bölümünden 3152 adet kolorektal poliplerin hematoksilen ve eozin (H&E) lekeli Formalin Sabit Parafine Gömülü (FFPE), sabit boyutlu (224 x 224 piksel) görüntü verilerini içermektedir. Veri seti Dartmouth-Hitchcock Health (DHH) Kurumsal İnceleme Kurulu'nun (IRB) izniyle yayınlanmıştır. Tüm görüntüler yedi patolog uzmanın görüşlerine göre etiketlenmiştir. [2]

Veri seti annotations.csv, images.zip, MD5SUMs.txt dosyalarını içermektedir. 3152 görüntünün tamamı images.zip dosyasındadır.

Ek açıklamalar, annotations.csv dosyasının içerisindedir. Bu dosya, her bir görüntü dosyası adını ve buna karşılık gelen çoğunluk oyu etiketini de içermektedir. (Örneğin, 6 yazıyorsa bu görüntüyü 7 uzmandan 6'sı SSA olarak sınıflandırmıştır).

MD5SUMs.txt, veri kümesi içeriğinin doğru şekilde indirildiğini doğrulamak için kullanılabilecek bir sağlama toplamı içerir. (CheckSum)

III. UYGULAMA

Çalışmalarımızı Python programlama dili ve PyTorch kütüphanesini kullanarak gerçekleştirdik. EfficientNet [3][5], Resnet50 [4], ConvNext [6] ve ResNext [7] modellerini kullanarak sınıflandırma işlemlemlerini gerçekleştirdik ve sonuçları karşılaştırdık.

A. EfficientNet B0 with Noisy Student

EfficientNet B0 mimarisini Noisy Student Training kullanarak oluşturduğumuz modelde elde ettiğimiz parametreler şu şekildedir:

F1-Score: %89

Validation Accuracy: %89

Validation AUC: %86

B. ResNet50

ResNet50 mimarisini kullanarak oluşturduğumuz modelde elde ettiğimiz parametreler şu şekildedir:

F1-Score: %87

Validation Accuracy: %87

Validation AUC: %85

C. EfficientNet B1 with Noisy Student

EfficientNet B1 mimarisini Noisy Student Training kullanarak oluşturduğumuz modelde elde ettiğimiz parametreler şu şekildedir:

F1-Score: %92

Validation Accuracy: %92

Validation AUC: %90

D. ConvNext

ConvNext mimarisini kullanarak oluşturduğumuz modelde elde ettiğimiz parametreler şu şekildedir:

F1-Score: %89

Validation Accuracy: %89 Validation AUC: %87

E. ResNext

ResNext mimarisini kullanarak oluşturduğumuz modelde elde ettiğimiz parametreler şu şekildedir:

F1-Score: %90

Validation Accuracy: %90

Validation AUC: %88

IV. SONUÇLAR

Bu çalışmamızda MHIST veri setini kullanarak bazı modellerin karşılaştırmasını yaptık. En iyi sonuçları EffNet B1 with Noisy Student modeli ile elde ettik ve tüm sonuçları diğer makaleleri de içerecek şekilde Tablo 1 de karşılaştırdık. Makalede [1] ResNet18 Pretrained modeli kullanılmıştır. Kullandığımız modelleri Hiperparametre Optimizasyonu yöntemleri kullanarak (örn. GridSearchCV) daha iyi sonuçlar elde etmek mümkündür.

TABLO I. MODELLERİN KARŞILAŞTIRILMASI

	Parametreler		
Model	F1- Score	Val. Acc.	Val. AUC
EffNet B0	%89	%89	%86
ResNet50	%87	%87	%85
EffNet B1	%92	%92	%90
ConvNext	%89	%89	%87
ResNext	%90	%90	%88
Jerry Wei et. al. [1]	-	-	%92,7

BİLGİLENDİRME

Bu çalışmayı ver iseti içerisinde yer alan "Dataset Research Use Aggrement" kurallarına uygun olarak gerçekleştirdik.

KAYNAKLAR

- [1] Jerry Wei, Arief Suriawinata, Bing Ren, Xiaoying Liu, Mikhail Lisovsky, Louis Vaickus, Charles Brown, Michael Baker, Naofumi Tomita, Lorenzo Torresani, Jason Wei, Saeed Hassanpour, "A Petri Dish for Histopathology Image Analysis", International Conference on Artificial Intelligence in Medicine (AIME), 12721:11-24, 2021.
- [2] MHIST: A Minimalist Histopathology Image Analysis Dataset, https://bmirds.github.io/MHIST/, 2022
- [3] Tan, Mingxing, and Quoc Le. "Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks." International Conference on Machine Learning. PMLR, 2019.
- [4] He, Kaiming, et al. "Deep residual learning for image recognition." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.
- [5] Xie, Qizhe, et al. "Self-training with noisy student improves imagenet classification." Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020.
- [6] Liu, Zhuang, et al. "A ConvNet for the 2020s." arXiv preprint arXiv:2201.03545 (2022).
- [7] Hu, Jie, Li Shen, and Gang Sun. "Squeeze-and-excitation networks." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018.