

Akciğer Kanser Tipi Tespitinde Etkili Bir Görüntü Çoğullama Tekniği

An Effective Image Augmenting Technique in Detection of Lung Cancer Types

Berna ARI^{*1} , Ömer Faruk ALÇİN² , Abdulkadir ŞENGÜR¹ 

¹Elektrik-Elektronik Teknolojileri Bölümü, Fırat Üniversitesi, Elazığ, Türkiye

²Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Malatya Turgut Özal Üniversitesi, Malatya, Türkiye

(bernagurler.a@gmail.com, omer.alcin@ozal.edu.tr, ksengur@firat.edu.tr)

Received:Sep.08,2022

Accepted:Sep.16,2022

Published:Oct.10,2022

Özetçe— Son yıllarda derin öğrenme mimarilerinin sınıflama ve tahmin üzerine yüksek başarımlara sahip olması bu alanlara ilgiyi artırmıştır. Özellikle medikal alanlarda hastalık tanısında bilgisayar tabanlı karar destek sistemlerinin yaygınlaşması ile veri setlerinin önemi ve paylaşılması da ön plana çıkmıştır. Ancak oluşturulan veri setlerinin derin mimariler için yeterli veri sayısına sahip olmaması sınıflama performansı açısından sorun olabilmektedir. Veri miktarının artırılması ise çoğu zaman maliyetli, zaman alıcı ve ilgili uzmanın her zaman bulunamaması sebebiyle mümkün olamamaktadır. Bahsedilen durumlar veri çoğullama yöntemlerinin devreye girmesini ve bu alana yönelmeyi gerektirmiştir. Bu çalışmada Dalgacık aktivasyon fonksiyonlu Aşırı Öğrenme Makinası Oto Kodlayıcı (D-AÖM-OK) tabanlı veri artırma yöntemi önerilmiştir. Önerilen yöntem dünyadaki kanser oranının en büyük yüzdesini içeren akciğer kanser sınıflaması üzerinde test edilmiştir. Çoğullanan eğitim veri seti GoogLeNet mimarisine giriş olarak uygulanmıştır. D-AÖM-OK'ın performansı çoğullanmamış ve geleneksel çoğullama yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. Önerilen yöntem çoğullanmamış duruma kıyasla %11,12, klasik yöntemlerle çoğullanmış veri setine göre ise %2,55 oranında daha yüksek başarımla göstermektedir.

Anahtar Kelimeler : veri çoğullama, otomatik kodlayıcı, aşırı öğrenme makineleri, akciğer kanseri, dalgacık fonksiyonu

Abstract— In recent years, the high performance of deep learning architectures on classification and prediction has increased the interest in these areas. The importance and sharing of data sets has come to the fore with the widespread use of computer-based decision support systems in the diagnosis of disease, especially in medical fields. However, the fact that the generated data sets are not sufficient for deep architectures can be a problem in terms of classification performance. Increasing the amount of data is often not possible because it is costly, time consuming and the relevant specialist is not always available. The mentioned situations necessitated the introduction of data augmenting methods and tending to this area. In this study, an Extreme Learning Machine Auto-Encoder (W-ELM-AE) based data augmentation method with Wavelet activation function is proposed. The proposed method has been tested on the lung cancer classification, which includes the largest percentage of cancer rates in the world. The augmented training dataset is applied as an input to the GoogLeNet architecture. The performance of W-ELM-AE has been compared with non-augmented and traditional augmenting methods. The proposed method shows a higher performance of 11.12% compared to the unaugmented case, and 2.55% higher than the dataset augmented with classical methods.

Keywords : data augmentation, oto-encoder, extreme learning machine, lung cancer, wavelet function

1. Giriş

Veri, bilgisayar tabanlı modellemelerde tahmin ve sınıflama gibi birçok önemli yapının esas ögesidir. Araştırmacılar genellikle deneysel yöntemin iyileştirilmesi üzerine çalışmalar yapmaktadır. Ancak son zamanlarda derin öğrenme mimarilerinin kullanım ve başarımının artmasından dolayı veri miktarının öneminin çalışmalar üzerindeki etkisi anlaşılmaya başlanmıştır (Shorten ve Khoshgoftaar, 2019). Mühendislik, tıp ve eğitim dahil olmak üzere birçok alanda veri toplama prosedürleri zaman alıcı ve maliyetli olabilmektedir (Sambasivan vd., 2021). Özellikle derin öğrenme tekniklerinin tıbbi alanlara uygulanmasının 2012 yılından itibaren popüler hale

gelmesi bu alanda veri miktarına olan ihtiyacı daha da belirgin hale getirmiştir. Veri setlerinin derin öğrenme için yeterli veriye sahip olması durumunda ise çoğu veri setlerinde hastalık sınıflarındaki dengesizlikler göze çarpmıştır (Zhang vd., 2022). Tıbbi alanlardaki veri miktarının sınırlı olması, elde edilme sürecinin uzun ve maliyetli olabilmesi, daha önce oluşturulmuş verilere ulaşamaması ve derin mimarilerin bu alanda popüler olması veri artırmaya olan ihtiyacı ortaya çıkarmıştır.

Derin mimariler üzerinde çalışırken, veri miktarının az olmasının sistemde aşırı öğrenmeye sebep olduğu, veri miktarı artırımının ise genelleme kapasitesi ve doğruluk üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğu bilinmektedir (Ingle vd.,2021). Çeşitli eksenlere dayalı olarak görüntünün simetrisini almak, eksenlerin konumunu değiştirmek, gürültü eklemek, renk oranlarını değiştirmek, görüntüden rastgele bir örnek parça kesmek gibi geleneksel veri büyütme metodolojilerini kullanarak yeni veri parçaları elde etmenin birçok farklı yolu vardır (Wang vd.,2018; Hussein vd., 2017). Bu sayede modelin ezberlemesinin önüne geçilmesi istenmektedir. Bu yöntemler, nesne algılama gibi işlemleri gerçekleştirmek için kullanılabilir de fotoğraflarda her zaman faydalı sonuçlar verememektedir. Son zamanlarda Varyasyonel Oto-Kodlayıcılar (VOK), Çekişmeli Üretici Ağlar (ÇÜA) ve Aşırı Öğrenme Makineleri-Oto kodlayıcılar (AÖM-OK) gibi yöntemler gerçek veri üretme açısından dikkatleri üzerine çekmiştir (Nishizaki, 2017; Frid-Adar vd., 2018; Ferreira vd., 2017).

Özellikle tıbbi alanda oluşturulan Bilgisayar Destekli Sistemlerin (BDS) hastalık tanısı ve derecesi üzerine yoğunlaştığı görülmektedir. BDS kullanılırken dünyadaki kanser ölümlerinin %24'ünü oluşturarak en büyük orana sahip olan akciğer kanseri çalışmaları dikkat çekmektedir (Munir vd., 2019). Akciğer kanserinin diğer tüm kanserlerden daha fazla ölüme yol açtığı kayıt altına alınırken, akciğer dokusunun yumuşak yapısı kanser teşhisini de zorlaştırmaktadır (Manikandan vd., 2019). Hekimler, güçlü bir akciğer kanseri tanısı olmadıkça biyopsi önermediğinden X-ışınları, Bilgisayarlı Tomografi (BT) ve ultrason görüntüleme gibi restoratif görüntüler, spesifik tanı için kullanılmaktadır (Manikandan vd., 2019; Cifci, 2022). Akciğer Bilgisayarlı Tomografi (BT) görüntüsü, tek kanallı üst düzey bir görüntüdür ve tıbbi görüntüleme BT, lezyonlu bölge görüntüsünü yakalamada kullanılan en önemli ve en çok tercih edilen yöntemlerden biridir (Mohammed, 2021; Cifci, 2022). BT taraması ile erken tanı ile vaka ölüm oranını azaltabilir; ancak tanı, hekimlerin görüş ayrılıkları ve yanlış teşhisleri ile de sonuçlanabilmektedir (Cifci, 2022). Buradan yola çıkıldığında hekimlere yardımcı olabilecek, tanı sürecinde doğru ve hızlı bir karar destek sistemi geliştirmek oldukça elverişli olabilecektir. Bu motivasyonla yaptığımız çalışmada veri artırma tabanlı akciğer kanseri tanılama ve sınıflama sistemi sunulmaktadır. Geliştirdiğimiz D-AÖM-OK yaklaşımı ile çoğullama yapılmış ve elde edilen görüntüler derin mimarilerle sınıflanmıştır. Çalışma üç senaryodan oluşmaktadır. İlk senaryoda çoğullanmamış (orijinal) veri seti kullanılmış ve derin mimariler ile sınıflanmıştır. İkinci senaryoda, geleneksel çoğullama yöntemleri kullanılmış ve derin mimariler ile sınıflama yapılmıştır. Üçüncü senaryoda ise geliştirdiğimiz D-AÖM-OK tabanlı yaklaşım ile çoğullanan görüntüler derin mimariler ile sınıflanmıştır.

Yapılan bu çalışmanın devamı şu şekilde düzenlenmiştir. Bölüm 2'de, BT görüntüsü kullanarak akciğer kanseri tanısı yapan ilgili çalışmalara değinilmiştir. Bölüm 3'de, önerilen D-AÖM-OK yöntemimizi ve kullanılan diğer mimari sunulmuştur. Uygulanan senaryoların deneysel sonuçlarına ve karşılaştırmalarına Bölüm 4'te yer verilmiştir. Son olarak Bölüm 5, çalışmayı sonlandırmaktadır.

2. İlgili Çalışmalar

Güncel çalışmalar göz önüne alındığında birçok araştırmacının akciğer kanser tespiti için literatüre katkı sunduğu görülmektedir. Bu çalışmaların bir kısmında ise geleneksel yöntemler ağırlıkta olmak üzere, veri artırma yöntemleri kullanılmış böylece veri seti artırılmış ve derin mimarilerle sınıflandırma yapılmıştır. Ancak çalışmaların birçoğu orijinal veri setiyle sınıflama sonucunu vermediğinden veri artırmanın etkisini gözlemlemek mümkün olamamaktadır.

Manikandan (2019) çalışmasında, çok aşamalı öznelik seçimi yöntemi kullanarak akciğer kanserinde bilgisayar destekli bir tanı sistemi geliştirmiştir. BT görüntüleri üzerinden şüphe duyulan akciğer nodülleri segmente edilmiş ve ilgili alan öznelik hesaplamaları yapılmıştır. Centroid analizi, kontrast, otokorelasyon ve homojenlik öznelikleri çıkarılarak Yapay Sinir Ağları (YSA) ile eğitilmiş ve test edilmiştir. Deneysel 106 hastadan elde edilen 56 kanserli ve 745 kanserli olmayan nodül üzerinden gerçekleştirilmiş ve %94 doğruluk sağlandığı bildirilmiştir.

Ingle (2021) çalışmasında, makine öğrenimi yaklaşımıyla akciğer kanser tipleri tespiti üzerine çalışmıştır. Kaggle web sitesinden (Hany, 2020) üç tür kanserli görüntü (adenokarsinom, skuamöz hücreli karsinom ve büyük hücreli karsinom) ve normal görüntü olmak üzere dört sınıf için istatistiksel (standart sapma, varyans, ortalama, çarpıklık ve basıklık) ve dokusal özellik (Enerji, entropi, kontrast) çıkarımı yapılmıştır. Adenokarsinom 325, Büyük hücreli karsinom 191, Skuamöz hücreli karsinom 272 ve normal görüntüler 79'dur. Ancak sınıflar arası veri dağılımı dengesiz olduğundan SMOTE tekniği ile az sayılı sınıflar 270'e çoğullanmış ve diğer sınıfların her

birinden de 270 veri alınarak sınıf içerisindeki veri sayıları eşit olarak deneyde kullanılmıştır. Çıkarılan özellikler min-maks normallaştırma ile ön işleme adımından geçirilmiştir. Sınıflama için AdaBoost topluluğu makine öğrenme algoritması kullanılmış ve %90,74 başarımla elde ettiklerini bildirmişlerdir.

Asuntha ve Srinivasan (2020) çalışmalarında, akciğer BT görüntülerinden kanserli akciğer nodüllerini tespit ederek akciğer kanserini ve şiddetini sınıflamaktadır. Giriş görüntüleri histogram eşitleme ve Adaptive Bilateral Filter kullanılarak öncelikle gürültüden arındırılmıştır. Akciğer bölgesinin segmentasyonu için Yapay Arı Kolonisi yaklaşımı uygulanmıştır. Çalışmada, Yönlendirilmiş Gradyanların Histogramı, dalgacık dönüşümü tabanlı özellikler, Yerel İkili Örüntü (YİÖ), Ölçek Değişmeyen Özellik Dönüşümü ve Zernike Momenti gibi en iyi özellik çıkarma teknikleri kullanılmıştır. Doku, geometrik, hacimsel ve yoğunluk özellikleri de çıkarılmış ve sonrasında en iyi özelliğin seçilmesi amacıyla Bulanık Parçacık Sürü Optimizasyonu algoritması uygulanmıştır. Kullanılan Aarathi Scan Hospital veri seti yaklaşık 1000 akciğer görüntüsü içeren dört sınıfa aittir. Elde edilen özneliklerin ESA ile sınıflandırılması sonucu %94,97 oranında bir başarımla sahip olduklarını belirtmişlerdir.

Wei vd. (2022) çalışmasında, tıbbi verilerde kanser tanısının önemli bir süreç olduğunu belirtmiştir. Kanser sınıflandırma çalışmalarında GAN tabanlı bir çoğullama süreci izleyerek, derin öğrenme için veri miktarı öneminden bahsetmişlerdir. Çalışmada kullanılan veri seti 2019 yılı dünya çapındaki kanser istatistik verileri baz alınarak 577 normal 795 hasta örneği olmak üzere 12 çeşit kanser geni verisi kullanılmıştır. GAN ile veri artırımı yaparak sınıflandırma yapmayı hedefledikleri modelin, veri artırımı olmadan ESA ile sınıflandırmada %19,3 daha yüksek başarımla sağladığını vurgulamışlardır.

Mohammed (2021) çalışmasında, akciğer kanserinin erken teşhisi için BT görüntülerinden bilgisayar destekli akciğer nodülü tespitini önermiştir. SPIE AAPM (2021) akciğer görüntüsü veri setinin kullanıldığı çalışmada derin mimariler kullanılırken eğitim verilerinin azlığına değinilmiş ve verilerin sentetik artırımı önerilmiştir. Bu büyütme işlemini gerçekleştirmek için 45, 90, 135, 180, 225, 270, 315 derecelik açılarla döndürme işlemi yapılmıştır. Döndürme işleminin ise girdi görüntülerinin kalitesini etkilemeden veri boyutunu büyütmesinden dolayı tercih sebebi olduğuna değinilmiştir. Öznelik çıkarımı ve sınıflandırma için kullanılan derin mimarilerin AlexNet, Resnet18, Resnet50, GoogLeNet olduğu belirtilmiştir. İyi ve kötü huylu olmak üzere iki sınıf için sınıflandırma başarımları en iyi oranla AlexNet ile %98,52 olarak bulunmuştur.

Polat (2021) çalışmasında, göğüs X-Ray görüntüleri kullanarak akciğer bölütleme yapmayı ve bunun sonucunda elde edilen verilerle hastalık tespiti eldesini amaçlamıştır. Çalışmada üç veri seti kullanılmıştır. 154 nodül içeren görüntü ve 94 nodül içermeyen görüntüden oluşan JSRT veri seti, 58 tüberküloz bulgusu olan görüntü ve 138 normal vakadan oluşan Montgomery County (MC) veri seti, 336 tüberküloz bulgusu olan görüntü ve 326 normal vakadan oluşan Shenzhen (China) X-ray veri seti üzerinde testler yapılmıştır. Farklı veri kümelerini bir arada kullanabilmek amacıyla ön işlem aşamasında gama düzeltmesi ve histogram eşleştirilmesi yapılmıştır. 3968 görüntü eldesine kadar veri artırımı yapılan çalışmada teknik olarak öteleme, yatay çevirme, öteleme + yatay çevirme yapılmıştır. U-Net ve Seg-Net algoritmalarının yanında ResNet bloklarının kullanımıyla bir ağ tasarlanmıştır. Ortalama doğruluk oranı veri setlerinin birleştirildiği senaryo için %96,20 iken veri artırımı sonrası ortalama doğruluk %98'e ulaşmıştır. Veri artırma teknikleri sonucu kullanılan artırılmış verilerin performansı pozitif yönde etkilediği gözlemlenmiştir.

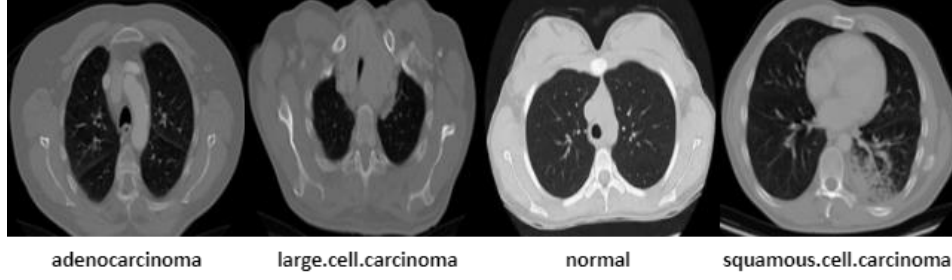
Cifci (2022) çalışmasında, derin öğrenme tekniklerinin tıp alanında çokça kullanıldığını vurgulayarak BT akciğer görüntülerinden hastanın iyi ya da kötü huylu nodüle sahip olup olmadığını araştırmıştır. 6053 adet tomografi görüntüsünün (2020) üzerinden öncelikle öznelik çıkarımı yapılmıştır. BT görüntülerinden histogram ve texture özellikleri çıkarılmış daha sonra Doğrusal Ayrım Analizi kullanılarak boyut indirgeme yapılmıştır. Veri, sonrasında farklı oranlarda bölünerek ilk metotta VGG-16, Inception-v4, MobileNet-v3 kullanılırken ikinci metotta AlexNet uygulanmıştır. Deneysel sonuçlar en iyi başarımla %80 eğitim %20 test ayrımıyla AlexNet kullanılarak %96 oranında yakalandığını göstermiştir.

3. Metodoloji

Hazırladığımız sisteme ait veri seti, kullanılan geleneksel artırım yöntemleri, önerdiğimiz veri artırma yöntemi ve kullanılan derin öğrenme mimarisi bu bölümde açıklanmıştır.

3.1. Veri Seti:

Önerilen yöntemin daha iyi anlaşılabilmesi için, kullandığımız veri seti olan Chest CT-Scan Images Dataset (2020) bu bölümde açıklanmıştır. Akciğer kanseri teşhisi için kullandığımız veri setinde dört sınıfa ait 1000 adet görüntü bulunmaktadır. Veri seti Adenokarsinom, Büyük Hücreli Karsinom, Normal ve Skuamöz Hücreli Karsinom ve görüntü sayıları sırasıyla 338, 187, 215 ve 260 olacak şekilde hazırlanmıştır. Şekil 1'de sınıflara ait örnek görüntüler sunulmuştur.



Şekil 1. Veri seti sınıflarına ait rastgele görüntüler

3.2. Veri Artırma:

Bu bölümde, temel görüntü manipülasyonu tabanlı geometrik dönüşümlerden en çok tercih edilen geleneksel veri artırma teknikleri ve önerdiğimiz D-AÖM-OK tekniği anlatılmıştır.

3.2.1. Geleneksel Veri Artırma Teknikleri:

Geometrik dönüşümler, yatay eksende çevirme, renk uzayında değişim, kırpma, açısal rotasyon, döndürme, gürültü enjeksiyonu çalışmalarda sıklıkla kullanılan görüntü çoğullama tekniklerindedir. Çalışmamızda akciğer BT tarama görüntülerini çoğullamada kullandığımız teknikler aşağıda açıklanmıştır.

Yatay eksen çevirme (aynalama): Dikey eksen çevirme tekniğinden daha yaygın olarak kullanılmaktadır. Uygulanmasının kolay olmasının yanı sıra CIFAR-10 ve ImageNet gibi veri kümelerinde faydalı oluşunun kanıtlanması veri artırımında kullanılmasını güçlendirmiştir (Shorten ve Khoshgoftaar, 2019).

Döndürme: Verilerdeki sapmanın önüne geçmek amacıyla görüntüyü sola, sağa, yukarıya ve aşağıya döndürmek faydalı bulunan dönüşümlerdedir. Orijinal görüntü bir yöne çevrilirken kalan boşluk 0-255 arasında sabit bir değerle, rastgele olarak ya da Gauss gürültü ile doldurulabilmektedir. Bu doldurma işlemi uzamsal boyutun korunmasını sağlar (Shorten ve Khoshgoftaar, 2019).

Parlaklık: Parlaklık değişikliği görüntünün temel yapısını değiştirmektedir. Denetimli bir şekilde kullanılmasının derin mimarileri eğitmede önemli bir etkiye sahip olduğunu gözlemlenmiştir. Ancak parlaklığı çok düşük olarak ayarlamak görüntüyü siyah yapacağından orijinal görüntünün de temsilini sağlamayacaktır. Ayrıca çalışmalar parlaklık artırmanın sınıflama üzerinde daha önemli etkilere sahip olabileceğini vurgulamaktadır (Kandel vd.,2022).

Gürültü enjeksiyonu: Görüntülere gürültü eklemek, ESA'ların öğrenmesinde pozitif etkiye yardımcı olabilmektedir. Teknik, UCI veri deposundaki dokuz veri seti üzerinde test edilmiş ve etkisi gözlemlenmiştir (Francisco vd., 2018; Dua vd. 2017). Görüntüye, bir Gauss dağılımından çizilen rastgele değerler matrisinin eklenmesinden oluşmaktadır.

3.2.2. Dalgacık Tabanlı Aşırı Öğrenme Makineleri Otomatik Kodlayıcılar:

AÖM, Tek Gizli Katmanlı İleri Beslemeli (TGKİB) sinir ağları için önerilmiş öğrenme algoritmasıdır (Huang vd., 2004). AÖM'nin öğrenme algoritması;

Belirli bir M girdi-çıkı ilişkisi $\{x_i, y_i\}$ parametreleri ile gösterildiğinde $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]^T \in R^m$ ve $y_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in}]^T \in R^n$ şeklinde ifade edilir. N tane gizli katman hücresi ve $f(\cdot)$ aktivasyon fonksiyonuna sahip standart TGKİB matematiksel olarak;

$$y = \sum_{i=1}^N \beta_i f(x, w_i, b_i) \quad (1)$$

Burada $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im}]^T$, i 'nci gizli sinir hücresine ve giriş sinir hücresine bağlı olan ağırlık vektörüdür, $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{in}]^T$ ise i 'nci gizli sinir hücresine ve çıkış sinir hücrelerine bağlı olan ağırlık vektörüdür. b_i ise i 'nci gizli sinir hücresinin eşik değeridir. Denklem (1) matris biçiminde $Y = H\beta$ şeklinde ifade edilebilir. Burada H matrisi;

$$H = \begin{pmatrix} f(x_1; w_1, b_1) & \dots & f(x_1; w_N, b_N) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ f(x_M; w_1, b_1) & \dots & f(x_M; w_N, b_N) \end{pmatrix} \quad (2)$$

AÖM' de, Gizli katman hücre sayısı ve aktivasyon fonksiyonu tanımlandıktan sonra, β_i dışındaki tüm parametreler rastgele seçilebilir. AÖM kriteri en küçük kareler formu ve β aşağıdaki denklemde temsil edilmiştir;

$$L(X, Y; \beta) = \|Y - H\beta\|^2 \quad (3)$$

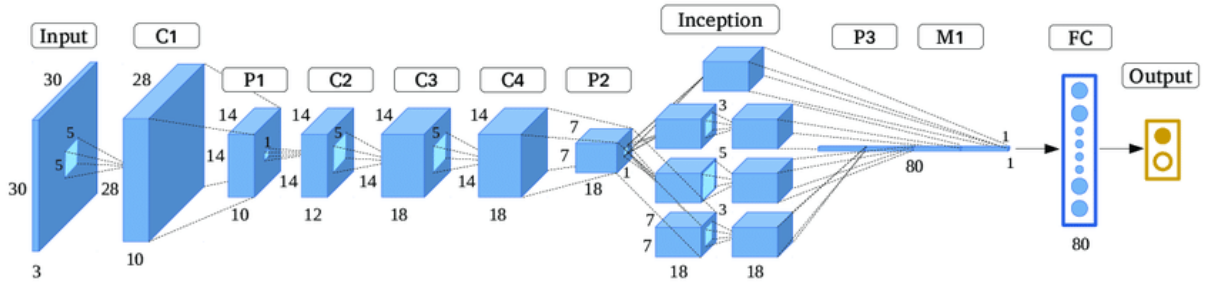
$$\beta = H^\dagger Y \quad (4)$$

Burada H^\dagger , H matrisinin genelleştirilmiş Moore-Penrose tersidir (Huang vd., 2004). AÖM'ler hızlı öğrenme yeteneğinin yanı sıra, geleneksel geri yayılım algoritması ile öğrenen ileri beslemeli ağlara göre daha iyi genelleme başarımına sahiptir ((Huang vd., 2004; Arı vd., 2022; Güner vd., 2019). Çalışmada, AÖM oto kodlayıcının aktivasyon fonksiyonu sigmoid, hardlim, radial basis gibi geleneksel fonksiyonlar yerine dalgacık fonksiyonlarının uygunluğu araştırılmıştır. AÖM-OK yaklaşımında dalgacık çekirdek tipi ampirik olarak GGW seçilmiş ve fonksiyon matematiksel ifadesi Denklem (5)'te verilmiştir (Arı vd., 2022).

$$\psi(t) = \sin(3t) + \sin(0.3t) + \sin(0.03t) \quad (5)$$

3.3. GoogLeNet Mimarisi

Yapısındaki Inception modüllerinden dolayı karmaşık bir mimariye sahip olan GoogLeNet, 22 katmandan oluşmaktadır (Szegedy vd., 2015). Konvolüsyon ve havuzlama katmanlarını üst üste istiflemekten ziyade görüntüleri paralel bir şekilde işlemektedir. GoogLeNet mimarisiyle paralel olarak birbirine bağlanan modüller bellek ve güç kullanımında önemli bir yere sahiptir (Toğaçar vd., 2019). Büyük boyutlu görüntülerde aşırı yüklenmeyi önlemek için "1×1, 3×3, 5×5" gibi farklı boyutlu filtrelerden görüntüleri aynı zaman diliminde geçirmektedir. Mimari yapısı Şekil 3'te verilmektedir.



Şekil 3. GoogLeNet Mimarisinin gösterimi (Szegedy vd., 2015)

4. Deneysel Çalışma

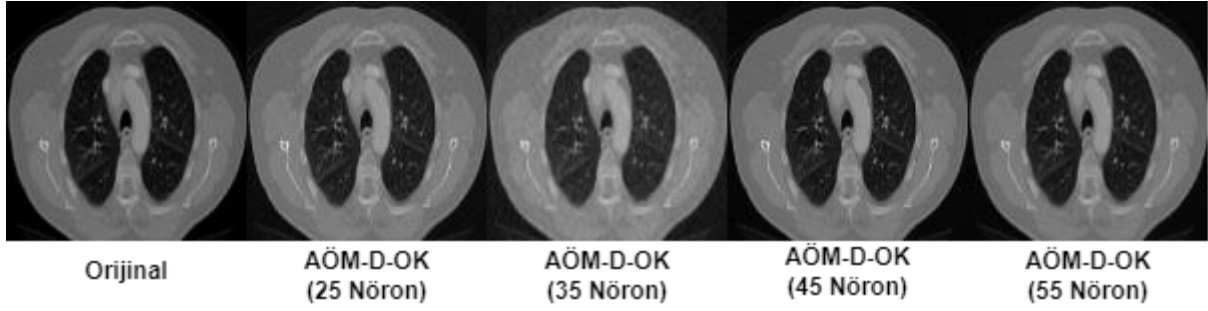
Bu çalışmada 1000 adet görüntüden oluşan Chest CT-Scan Images Dataset üzerinde deneysel çalışmalar yapılmıştır. Veri setinde, dört farklı sınıfa ait akciğer BT taramalarını içeren veri seti gri tonlamalı olarak png ve jpg türlerinde kaydedilmiştir. Derin mimarilerin medikal alanlardaki sınıflandırma başarımlarından yola çıkarak VGG16, ResNet50 ve GoogLeNet üzerinde deneysel çalışmalar yapılmış ve GoogLeNet'in daha iyi sınıflama performansı göstermesi üzerine bu mimari esas alınarak karşılaştırmalar yapılmıştır. Deneyler, verilen konfigürasyonlara sahip bir donanım üzerinden gerçekleştirilmiştir: CPU (E5-2620V4), bellek (64 GB), katı hal disk (480 GB), sabit disk (4 TB) ve GPU (P4000). GoogLeNet mimarisinin tüm senaryolarda seçilen hiperparametreleri aynı tutulmuş ve bu değerler ampirik yolla; alt örnek sayısı 16, öğrenme oranı 1e-3, döngü sayısı 10 ve optimizatör SGDM şeklinde belirlenmiştir. Ayrıca sınıflamalara ait başarımlar doğruluk, duyarlılık, özgüllük, kesinlik parametre değerleri verilerek kıyaslanmıştır (Chicco ve Jurman, 2020).

Bahsedilen üç aşamalı senaryonun ilk adımı olarak, kullanılan veri seti $224 \times 224 \times 3$ giriş boyutuna çevrildikten sonra GoogLeNet mimarisine verilmiştir. İkinci aşamada, medikal veri setleri çoğullanırken en çok tercih edilen klasik yöntemlerden yatay ekseninde çevirme (aynalama), döndürme, parlaklık artırma (+30) ve gürültü ekleme yapılmış ve her bir tekniği temsil eden çoğullanmış görüntü Şekil 2'de verilmiştir. Veri setini eğitmek için ayrılan 613 adet akciğer görüntüsünün her birine ait dört farklı sentetik görüntü elde edilmiş ve toplamda 3065 adet görüntü, sınıflama için GoogLeNet mimarisine verilmiştir. Çalışmada test ve doğrulama için ayrılan görüntüler çoğullama işleme katılmayarak gerçekçi bir sistem tasarlanmak istenmiştir.



Şekil 2. Rastgele alınan bir akciğer BT tarama görüntüsünün belirtilen yöntemlere göre çoğullanma temsili

Deneyimizin son aşamasında ise D-AÖM-OK ile veri artımına odaklanılmıştır. Görüntü sayısı geleneksel artırımda olduğu gibi dört kat artırılmıştır. Deneylerde geleneksel aktivasyon fonksiyonları ile beraber Gauss, GGW, Mexican, Meyer, Morlet ve Shannon dalgacık aktivasyon fonksiyonları, tasarlanan AÖM-OK yapısına entegre edilmiş ve her bir dalgacık fonksiyonu için çoğullama işlemi yapılarak görüntüler GoogLeNet mimarisinde sınıflanmıştır. En yüksek sınıflama başarımının GGW tabanlı AÖM-OK yapısı ile gözlemlenmiş ve bundan sonraki kıyaslama ve açıklamalar bu dalgacık fonksiyonu üzerinden yapılmıştır. D-AÖM-OK ile her bir akciğer BT görüntüsüne ait 4 farklı sentetik görüntü elde edilmiştir. AÖM gizli katman nöron sayısı 25, 35, 45 ve 55 yapılarak dört kat çoğullama elde edilmiştir. Her bir sentetik görüntü aşamasında farklı nöron sayısı kullanılarak sistemin birebir görüntü üretmesi engellenmiş ve aşırı öğrenmenin önüne geçilmek istenmiştir. Rastgele alınan bir BT taramasına ait görüntünün kendi metodumuzla çoğullanmasına ait görüntüler Şekil 3'te verilmiştir. Ayrıca klasik yöntemlerle çoğullama ve kendi yöntemimizle çoğullamanın her ikisinde de üretilen sentetik görüntü sayısı eşit tutularak tarafsız bir sınıflama karşılaştırması yapmak hedeflenmiştir.



Şekil 3. Rastgele alınan bir akciğer BT tarama görüntüsünün D-AÖM-OK yöntemine göre çoğullanma temsili

Klasik yöntemler ve otomatik kodlayıcı tabanlı oluşturduğumuz yapı kullanılarak veri seti her iki durum için başlangıç halinden beş kat fazla veri içermiştir. Veri seti 613 adet eğitim, 315 adet test ve 72 adet doğrulama görüntüsü olarak rastgele ayrılmış ve deneyler çoğullanmış senaryolar için sadece eğitim verileri çoğullanarak gerçekleştirilmiştir. Tablo 1, orijinal, klasik yöntemlerle çoğullanmış veri ve önerdiğimiz metodumuza göre çoğulladığımız verinin başarımlarının kıyaslamasını içermektedir. Şekil 4-6 ise her bir sınıflamaya ait karmaşıklık matrisini göstermektedir.

Tablo 1. Akciğer BT tarama görüntülerinin her üç senaryoya ait başarımlarının kıyaslanması

Veri Seti Çoğullama Yöntemi	Görüntü sayısı	Doğruluk	Duyarlılık	Özgüllük	Keskinlik
Orijinal	663	81.90	84.84	93.88	83.29
Klasik tekniklerle çoğullama	3065 (663+663*4)	90.47	91.39	96.42	92.05
D-AÖM-OK ile çoğullama	3065 (663+663*4)	93.02	94.04	97.48	93.46

		Orjinal			
		adenocarcinoma	large.cell	normal	squamous.cell
Gerçek	adenocarcinoma	87	26		7
	large.cell	5	46		
	normal	2	1	51	
	squamous.cell	11	5		74
		Tahmin			
		adenocarcinoma	large.cell	normal	squamous.cell

Şekil 4. Orjinal veri setinin sınıflamasına ait karmaşıklık matrisi

		Geleneksel Artırım			
		adenocarcinoma	large.cell	normal	squamous.cell
Gerçek	adenocarcinoma	109	5		6
	large.cell	4	47		
	normal	1		53	
	squamous.cell	14			76
		Tahmin			
		adenocarcinoma	large.cell	normal	squamous.cell

Şekil 5. Klasik yöntemlerle çoğullanmış veri setinin sınıflamasına ait karmaşıklık matrisi

		AÖM-D-OK Artırılmış			
		adenocarcinoma	large.cell	normal	squamous.cell
Gerçek	adenocarcinoma	109	5		6
	large.cell	2	49		
	normal	1		53	
	squamous.cell	7	1		82
		Tahmin			
		adenocarcinoma	large.cell	normal	squamous.cell

Şekil 6. D-AÖM-OK ile çoğullanmış veri setinin sınıflamasına ait karmaşıklık matrisi

Tablo 1, D-AÖM-OK yapısı ile çoğullanan görüntülerin, klasik yöntem ile çoğullanan görüntülere göre sınıflama üzerinde daha yüksek başarıma sahip olduğunu ispatlamaktadır. Önerilen bu yapı ile oluşturulan sentetik görüntülerin kopyadan uzak, nöron sayısı farklı tutularak benzer özellikte yeniden oluşturulması ve dalgacık yapısının ampirik olarak en uygun seçilmesi sınıflama başarımlarını üzerinde belirleyici faktörlerdendir. Ayrıca yöntemimizin aynı veri seti ile dört hastalık türünü sınıflayan diğer çalışmalar ile karşılaştırılması Tablo 2’de verilmiş ve önerdiğimiz sistemin başarımlarını göstermiştir.

Tablo 2. Aynı veri seti ile yapılan çalışmalar ile önerilen yöntemin karşılaştırılması

Çalışmalar	Öznitelik	Veri çoğullama	Sınıflama	Doğruluk (%)
Rehman vd. (2021)	Yerel İkili Örüntü + Ayrık Kosinüs Dönüşüm	Yok	Destek Vektör Makineleri	%93
Sadhu vd. (2022)	Kenar bulma + ESA	Yok	Inception-V3	%88,57
Ingle vd. (2021)	İstatistiksel (standart sapma, varyans, ortalama, çarpıklık ve basıklık) ve dokusal özellik (Enerji, entropi, kontrast)	SMOTE	AdaBoost	%90,74
Önerilen metot	GoogLeNet	D-AÖM-OK	GoogLeNet	%93,02

5. Sonuç

Bu çalışmada, AÖM-OK’nin kullanılabilirliğini dalgacık aktivasyon gücüyle birleştiren D-AÖM-OK isimli yeni bir AÖM varyantı önermekteyiz. Orijinal veri seti, klasik teknikler ile çoğullanmış veri seti ile kıyaslandığında D-AÖM-OK’nin veri çoğullama için daha başarılı sentetik görüntüler üretme yeteneğine sahip olduğu deneysel olarak gösterilmiştir. Ayrıca sunulan bu çerçevede derin mimari sınıflamasının etkisini incelemekteyiz. Akciğer BT tarama görüntülerinden kanser tespiti üzerine önerilen yöntemimizi mevcut bazı tekniklerle karşılaştırdık ve avantajımızı doğruladık.

Kaynaklar

- Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of big data*, 6(1), 1-48.
- Sambasivan, N., Kapania, S., Highfill, H., Akrong, D., Paritosh, P., & Aroyo, L. M. (2021, May). “Everyone wants to do the model work, not the data work”: Data Cascades in High-Stakes AI. In *proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-15).
- Zhang, Y., Choon, N. H., Lin, H., Abd Yusof, N. F., Zhang, Y., & Wang, X. (2022). An Overview of Analysis of Medical Images Using Data Visualization and Deep Learning Applications. *Forest Chemicals Review*, 2321-2332.
- Ingle, K., Chaskar, U., & Rathod, S. (2021, July). Lung Cancer Types Prediction Using Machine Learning Approach. In *2021 IEEE International Conference on Electronics, Computing and Communication Technologies (CONECCT)* (pp. 01-06). IEEE.
- Wang, F., Zhong, S. H., Peng, J., Jiang, J., & Liu, Y. (2018, February). Data augmentation for EEG-based emotion recognition with deep convolutional neural networks. In *International Conference on Multimedia Modeling* (pp. 82-93).
- S. Hussein, R. Gillies, K. Cao, Q. Song, and U. Bagci, "Tumornet:Lung nodule characterization using multi-view convolutional neural network with gaussian process," in *2017 IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2017)*, April 2017, pp. 1007–1010.
- Nishizaki, H. (2017, December). Data augmentation and feature extraction using variational autoencoder for acoustic modeling. In *2017 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC)* (pp. 1222-1227). IEEE.

- Frid-Adar, M., Klang, E., Amitai, M., Goldberger, J., & Greenspan, H. (2018, April). Synthetic data augmentation using GAN for improved liver lesion classification. In 2018 IEEE 15th international symposium on biomedical imaging (ISBI 2018) (pp. 289-293). IEEE.
- Ferreira, J., Ferro, M., Fernandes, B., Valenca, M., Bastos-Filho, C., & Barros, P. (2017, November). Extreme learning machine autoencoder for data augmentation. In 2017 IEEE Latin American Conference on Computational Intelligence (LA-CCI)(pp. 1-6). IEEE.
- K. Munir, H. Elahi, A. Ayub, F. Frezza, and A. Rizzi, (2019) Cancer diagnosis using deep learning: A bibliographic review, *Cancers (Basel)*, 11(9): 1–36, doi: 10.3390/cancers11091235.
- Manikandan, T., Devi, B., & Helanvidhya, T. A (2019) Computer-Aided Diagnosis System for Lung Cancer Detection with Automatic Region Growing, Multistage Feature Selection and Neural Network Classifier.
- Cifci, M. Derin Öğrenme Metodu Kullanarak BT Görüntülerinden Akciğer Kanseri Teşhisi. *Dokuz Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi*, 24(71), 487-500.
- Mohammed SH (2021), Detection Of Cancer Area In Lung Images With The Help Of Deep Learning Algorithm, *Elazığ Chest CT-Scan Images Dataset (2020) Hany M.* <https://www.kaggle.com/mohamedhanyyy/chest-ctscan-images>.
- Wei, K., Li, T., Huang, F., Chen, J., & He, Z. (2022). Cancer classification with data augmentation based on generative adversarial networks. *Frontiers of Computer Science*, 16(2), 1-11.
- SPIE-AAPM-NCI BreastPathQ: (2021) <http://breastpathq.grand-challenge.org/> April
- Polat M. (2021) Göğüs x-ray görüntülerinde derin öğrenme algoritmaları ile akciğer bölütlemesi, *Erzurum*
- Kandel, I., Castelli, M., & Manzoni, L. (2022). Brightness as an Augmentation Technique for Image Classification. *Emerging Science Journal*, 6(4), 881-892.
- Francisco JM-B, Fiammetta S, Jose MJ, Daniel U, Leonardo F. Forward noise adjustment scheme for data augmentation. *arXiv preprints*. 2018.
- Huang, G. B., Zhu, Q. Y., and Siew, C. K. (2004) Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks, *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, Budapest, 25-29 July, 2, 985-990.
- Ari, B., Alçin, Ö. F. & Şengür, A. (2022). A Lung Sound Classification System Based on Data Augmenting Using ELM-Wavelet-AE. *Turkish Journal of Science and Technology*, 17 (1), 79-88. DOI: 10.55525/tjst.1063039
- Güner, A., Alçin, Ö. F., & Şengür, A. (2019). Automatic digital modulation classification using extreme learning machine with local binary pattern histogram features. *Measurement*, 145, 214-225.
- Ari, B., Siddique, K., Alçin, Ö. F., Aslan, M., Şengür, A., & Mehmood, R. M. (2022). Wavelet ELM-AE Based Data Augmentation and Deep Learning for Efficient Emotion Recognition Using EEG Recordings. *IEEE Access*.
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., ... & Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 1-9)
- Toğaçar, M., & Ergen, B. (2019). Biyomedikal Görüntülerde Derin Öğrenme ile Mevcut Yöntemlerin Kıyaslanması. *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 31(1), 109-121.
- Chicco, D., & Jurman, G. (2020). The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC genomics*, 21(1), 1-13.
- Rehman, A., Kashif, M., Abunadi, I., & Ayesha, N. (2021). Lung cancer detection and classification from chest CT scans using machine learning techniques. In 2021 1st International Conference on Artificial Intelligence and Data Analytics (CAIDA) (pp. 101-104). IEEE.
- Sadhu A, Mehra A, Kulshrestha A, Goyal V. (2022) Cancer detection from medical images using deep convolution neural networks. *Int J Adv Res Comput Commun Eng.* ;11(3):70–81.