



ULUSLARARASI 3B YAZICI TEKNOLOJİLERİ
VE DİJİTAL ENDÜSTRİ DERGİSİ

INTERNATIONAL JOURNAL OF 3D PRINTING
TECHNOLOGIES AND DIGITAL INDUSTRY

ISSN:2602-3350 (Online)

URL: <https://dergipark.org.tr/ij3dptdi>

DERİN ÖĞRENME VE GÖRÜNTÜ İŞLEME YÖNTEMLERİNİ KULLANARAK GÖĞÜS X-İŞİNİ GÖRÜNTÜLERİNDEN AKCİĞER BÖLGESİNİ TESPİT ETME

DETECTING THE LUNG REGION FROM CHEST X-RAY
IMAGES USING DEEP LEARNING AND IMAGE
PROCESSING METHODS

Yazarlar (Authors): Nurefşan Karaca^{ID}, Abdulkadir Karacı^{ID*}

Bu makaleye şu şekilde atıfta bulunabilirsiniz (To cite to this article): Karaca N., Karacı A., "Derin Öğrenme ve Görüntü İşleme Yöntemlerini Kullanarak Göğüs X-İşini Görüntülerinden Akciğer Bölgesini Tespit Etme" *Int. J. of 3D Printing Tech. Dig. Ind.*, 6(3): 459-468, (2022).

DOI: 10.46519/ij3dptdi.1140171

Araştırma Makale/ Research Article

Erişim Linki: (To link to this article): <https://dergipark.org.tr/en/pub/ij3dptdi/archive>

DERİN ÖĞRENME VE GÖRÜNTÜ İŞLEME YÖNTEMLERİNİ KULLANARAK GÖĞÜS X-IŞINI GÖRÜNTÜLERİNDEN AKCİĞER BÖLGESİNİ TESPİT ETME

Nurefşan Karaca^a, Abdulkadir Karacı^b*

^aKastamonu Üniversitesi, Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, TÜRKİYE
^bSamsun Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Yazılım Mühendisliği Bölümü, TÜRKİYE

* Sorumlu Yazar: abdulkadir.karaci@samsun.edu.tr

(Received: 04.07.2022; Revised: 19.07.2022; Accepted: 16.11.2022)

ÖZ

Göğüs X-ışını (GXI) görüntüleri, Covid19, zatürre, tüberküloz, kanser gibi hastalıkların tespiti ve ayırt edilmesi için kullanılır. GXI görüntülerinden sağlık takibi ve teşhisi için Derin Öğrenme tekniklerine dayalı birçok tıbbi görüntü analiz yöntemi önerilmiştir. Derin Öğrenme teknikleri, organ segmentasyonu ve kanser tespiti gibi çeşitli tıbbi uygulamalar için kullanılmıştır. Bu alanda yapılan mevcut çalışmalar hastalık teşhisi için akciğerin tümüne odaklanmaktadır. Bunun yerine sol ve sağ akciğer bölgelerine odaklanmanın Derin Öğrenme algoritmalarının hastalık sınıflandırma performansını artıracak olduğunu düşünülmektedir. Bu çalışmadaki amaç, derin öğrenme ve görüntü işleme yöntemlerini kullanarak GXI görüntülerinden akciğer bölgesini segmentlere ayıracak bir model geliştirmektir. Bu amaçla, Derin öğrenme yöntemi olan U-Net mimarisi tabanlı semantik segmentasyon modeli geliştirilmiştir. Yaygın olarak bilindiği gibi U-Net çeşitli uygulamalar için yüksek segmentasyon performansı gösterir. U-Net, evrişimli sinir ağı katmanlarından oluşturulmuş farklı bir mimaridir ve piksel temelli görüntü segmentasyon konusunda az sayıda eğitim görüntüsü olsa dahi klasik modellerden daha başarılı sonuç vermektedir. Modelin eğitim ve test işlemleri için ABD, Montgomery County Sağlık ve İnsan Hizmetleri Departmanının tüberküloz kontrol programından alınan 138 GXI görüntülerini içeren veri seti kullanılmıştır. Veri setinde bulunan görüntüler %80 eğitim, %10 doğrulama ve %10 test olarak rastgele bölünmüştür. Geliştirilen modelin performansı Dice katsayısı ile ölçülmüş ve ortalama 0,9763 Dice katsayısı değerine ulaşılmıştır. Model tarafından tespit edilen sol ve sağ akciğer bölgesinin GXI görüntülerinden kırılarak çıkarılması önem arz etmektedir. Bunun için görüntü işleme yöntemi ile ikili görüntülerde bitsel işlem uygulanmıştır. Böylece GXI görüntülerinden akciğer bölgeleri elde edilmiştir. Elde edilen bu görüntüler ile GXI görüntüsünün tümüne odaklanmak yerine kırılmış segmentli görüntüye odaklanmak birçok akciğer hastalıklarının sınıflandırılmasında kullanılabilir.

Anahtar Kelimeler: Derin Öğrenme, U-Net, Akciğer Segmentasyonu, CNN, Görüntü İşleme.

DETECTING THE LUNG REGION FROM CHEST X-RAY IMAGES USING DEEP LEARNING AND IMAGE PROCESSING METHODS

ABSTRACT

Chest X-ray (CXR) images are used to detect and differentiate diseases such as covid19, pneumonia, tuberculosis, and cancer. Many medical image analysis methods based on Deep Learning techniques have been proposed for health monitoring and diagnosis from CXR images. Deep Learning techniques have been used for various medical applications such as organ segmentation and cancer detection. Current studies in this area focus on the entire lung for disease diagnosis. Instead, it is thought that focusing on the left and right lung regions will improve the disease classification performance of Deep Learning algorithms. The aim of this study is to develop a model that will segment the lung region from CXR images using deep learning and image processing methods. For this purpose, a semantic segmentation model based on U-Net architecture, which is a deep learning method, has been developed.

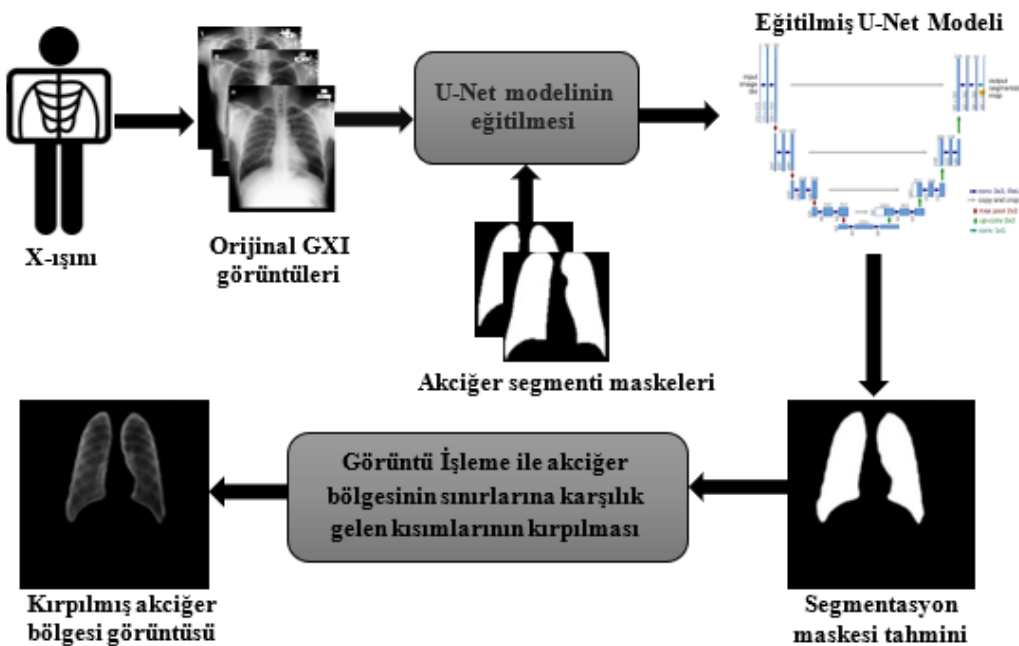
As it is widely known, U-Net shows high segmentation performance for various applications. U-Net is a different architecture composed of convolutional neural network layers and it gives more successful results in pixel-based image segmentation than classical models, even if there are few training images. For the training and testing of the model, the data set containing 138 chest X-ray images taken from the tuberculosis control program of the Montgomery County Health and Human Services Department, USA was used. The images in the dataset were randomly divided into 80% training, 10% validation, and 10% testing. The performance of the developed model was measured with the Dice Coefficient and the average value of 0.9763 Dice Coefficient was reached. It is important to crop the left and right lung regions detected by the model from the CXR images. For this, bitwise processing is applied to binary images with the image processing method. Thus, lung regions were obtained from CXR images. With these images, focusing on the cropped segment image instead of the overall CXR image can be used to classify many lung diseases.

Keywords: Deep Learning, U-Net, Lung Segmentation, CNN, Image Processing.

1. GİRİŞ

Göğüs X-ışını (GXI) görüntüleri üzerinde akciğer segmentasyonun gerçekleştirilmesi birçok akciğer hastalığının (covid19, zatürre, tüberküloz, kanser vb.) tanısında yaygın olarak kullanılmaktadır. GXI görüntülerinden akciğer bölgesinin segmentasyonu yani her biri içerisinde farklı özelliklerin tutulduğu anlamlı bölgelere ayırmak, bilgisayar destekli tanı için önemli bir görevdir. Bu kapsamda, Derin Öğrenme (DÖ) tekniklerine dayalı birçok yöntem önerilmiş, hastalıkların teşhisi açısından önemine rağmen akciğer ile kalbin örtüştüğü bölgeler çıkarılacak hedefin dışında

tutulmuştur. Bu çalışmanın amacı, U-Net mimarisi tabanlı DÖ yöntemini kullanarak GXI görüntülerinden akciğer bölgelerini segmente etmek ve bu bölgeleri bitsel görüntü işleme işlemleri ile kırparak çıkarmaktır. Akciğer görüntülerinden hastalık teşhisi yapan çalışmalar genellikle tüm GXI görüntüsüne odaklanmaktadır. Bu çalışmada önerilen model ile elde edilen kırpılmış segmentli akciğer bölgesi görüntülerine odaklanmanın CNN modelleri ile hastalık teşhisinde daha yüksek sınıflandırma performansı sağlayacağı düşünülmektedir. Şekil 1, GXI görüntülerinden akciğer bölgesini segmente etmek için önerilen modelin mimarisini göstermektedir.



Şekil 1. Akciğer bölgesi segmentasyonu için önerilen modelin mimarisi.

Çalışmanın ikinci bölümünde akciğer bölgesi segmentasyonu ile ilgili önceki çalışmalar sunulmaktadır. Üçüncü bölümünde önerilen mimarinin ayrıntıları açıklanmaktadır. Dördüncü bölümünde eğitilmiş modelden elde edilen performans değerleri sunularak önceki çalışmalarla tartışılmaktadır. Beşinci bölümünde ise sonuçlar özetlenmektedir.

2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

Alan yazında akciğer segmentasyonu ile ilgili bazı çalışmalar vardır. Mique ve Malicdem [1], GXI görüntülerinden akciğer segmentasyonu için ResUNet mimarisi temelli semantik bir model geliştirmişlerdir. Shenzhen Hastanesi veri setindeki görüntüleri %70'i eğitim ve %30'u test olarak ayırarak modeli 40 epok eğitmişlerdir. Test setinde %94,96 Dice katsayısına ulaşmışlardır (Mique ve Malicdem, 2020). Heo ve diğerleri [2], U-Net'i eğitmek için 140 GXI görüntüsü kullanmışlardır. Yonsei Üniversitesi Hastanesi veri setini kullanarak 60 doğrulama seti üzerinde ortalama %96,21 Dice katsayısı değeri elde etmişlerdir. Rahman ve diğerleri [3], GXI görüntülerini segmentlere ayırmak için U-Net ve değiştirilmiş U-Net modellerini kullanmışlardır. Kullanılan veri seti Kaggle'dan alınan 704 CXR görüntülerini içerir. Segmentasyon aşamasında veri seti %80 eğitim ve %20 test olarak bölünmüştür. Ayrıca, tüm veri setini eğitmek, doğrulamak ve test etmek için 5 katlı çapraz doğrulama kullanmışlardır. En yüksek performansı U-Net modelinde %96,19 Dice katsayısı ile elde etmişlerdir. Souza ve diğerleri [4], akciğer anormallikleri nedeniyle "kaybedilen" akciğer bölgelerinin yeniden yapılandırılması için GXI görüntülerinden akciğerlerin otomatik segmentasyonunu gerçekleştiren bir yöntem önermişlerdir. Önerilen yöntemi, Montgomery County'nin tüberküloz kontrol programından alınan 138 göğüs röntgeni görüntüsü üzerinde denemişler ve en yüksek %94 Dice katsayısı değeri elde etmişlerdir. Liu ve diğerleri [5], iyileştirilmiş bir U-Net ağı tasarlamışlardır. Kodlayıcı olarak ön eğitim Efficientnet-b4'ü kullanırken, kod çözücü olarak residual blok ve LeakyRelu etkinleştirme işlevlerini kullanmışlardır. Ayrıca çalışmada NIH CXR veri setini temel alan bir CXR akciğer alanı segmentasyon veri seti (Haut) oluşturmuşlardır. İyileştirilmiş U-Net, Haut, MC (Montgomery County) ve JSRT (Japon Radyolojik Teknoloji Derneği) veri setlerinde değerlendirilerek sırasıyla %98,8, %97,8 ve %97,9 Dice katsayısı

değerlerine ulaşmışlardır. Gite ve diğerleri [6], Montgomery ve Shenzhen veri setlerinden alınan 704 GXI görüntüsünü kullanarak akciğer segmentasyon işlemini gerçekleştirmişlerdir. Veri seti %80 eğitim ve %20 test olarak bölünmüştür. Bu çalışmada, en iyi performans U-Net++ yöntemi kullanılarak %97,96 Dice katsayısı değeri ile elde edilmiştir. Reza ve diğerleri [7], klasik U-Net mimarisini dönüştüren TransResUNet adlı yeni bir tam evrişimli model oluşturmuşlardır. Klasik U-Net'teki iyileştirmenin bir parçası olarak, önerilen mimaride önceden eğitilmiş bir kodlayıcı, özel bir atlama bağlantısı ve bir son işleme modülü eklemişlerdir. Çalışmada Montgomery County veri setini kullanmışlardır. Önerilen yöntemin değerlendirilmesi için veri setini rastgele %70 eğitim, %10 doğrulama ve %20 test verisi olarak üç bölüme ayırmışlardır. Ardından, temel U-Net modelini ve önerilen TransResUNet modelini veri artırma ile bir Tesla K80 GPU üzerinde 150 epok eğitmişler ve %97,6 Dice katsayısı değeri elde etmişlerdir.

3. YÖNTEM

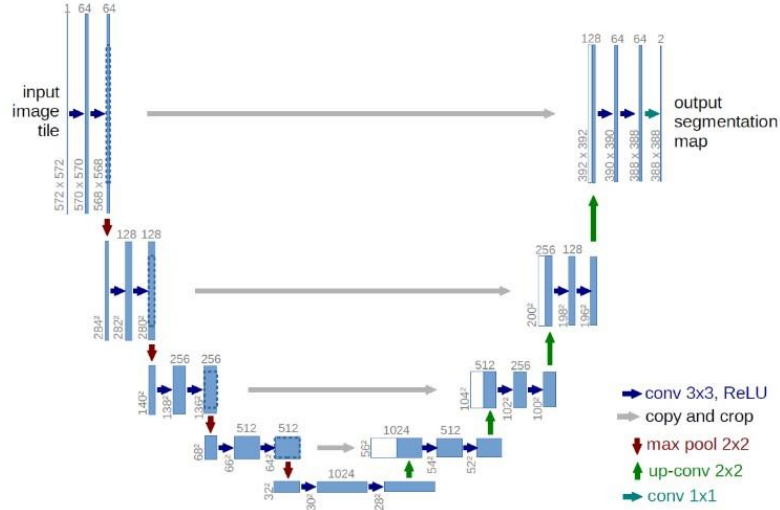
Bu bölümde akciğer segmentasyonu için önerilen modelin mimarisi, modelin eğitilmesi ve test edilmesi, kullanılan veri seti ve performans metrikleri açıklanmaktadır.

3.1. Veri Seti

Bu çalışmada, akciğer bölgesi segmentasyonu için Montgomery County göğüs X-ışını görüntüleri kullanılmıştır. Bu veri seti halka açık bir veri setidir. Veri seti, ABD, Montgomery County Sağlık ve İnsan Hizmetleri Departmanının tüberküloz kontrol programından alınan 138 göğüs X-ışını görüntüsü içerir [8]. Bu X-ışını görüntülerinden 80 tanesi sağlıklı bireylere aitken, 58'i tüberkülozun neden olduğu enfeksiyonu bulunan bireylere aittir. Ayrıca, veri seti her X-ışını görüntüsünün manuel olarak oluşturulmuş akciğer segmenti maskelerini içerir ve DICOM formatındadır [6].

3.2. Derin Öğrenme Modeli U-Net Mimarisi

Bu çalışmada, akciğer görüntü segmentasyonu için U-Net mimarisi kullanılmıştır. U-Net [9], görüntü segmentasyonu için tasarlanmış bir evrişimli sinir ağı mimarisidir ve yapısı Şekil 2'de gösterilmektedir.



Şekil 2. U-Net mimarisi [9].

Renkli oklar farklı işlemleri (sağ alt alanda belirtilen), mavi kutular her katmandaki özellik haritasını ve beyaz kutular alt örnekleme yolundan kırılan özellik haritalarını temsil eder. U-Net'in eğitim süresi nispeten kısadır, basit bir yapıya ve daha az parametreye sahiptir. Diğer ağlara kıyasla daha az uygulama verisi talep etmektedir [10]. Şekil 2'de mimarisi sunulan U-Net, iki ana bölümden oluşmaktadır ve 'U' harfine benzer biçimdeki mimarisi nedeniyle bu adı almıştır. İlk bölüm Daralma (sol taraf) bölümüdür ve klasik evrişimli sinir ağı mimarisini içermektedir. ReLU aktivasyon fonksiyonu ve havuzlama katmanlarından oluşur. Genişleme (sağ taraf) bölümü U-Net modelinin en önemli kısmıdır. Daralma bölümünden gelen özellikler genişleme bölümüne gönderilir ve bu bölümde genişletilerek girdi ile aynı boyutta ve çözünürlükte görüntü üretilmesi sağlanır. U-Net; evrişimli katmanlardan, alt örnekleme katmanlarından ve yukarı örnekleme katmanlarından oluşur. U-Net alt örnekleme katmanlarının ve yukarı örnekleme katmanlarının ve aralarındaki evrişim katmanlarının sayısı aynıdır. Ek olarak, U-Net, her bir alt örnekleme katmanı çiftini ve yukarı örnekleme katmanını bağlamak için atlama bağlantı işlemini kullanır. Bu da uzamsal bilgilerin, doğrudan çok daha derin katmanlara uygulanmasını ve daha doğru bir segmentasyon yapılmasını sağlar [11].

U-Net mimarisinin sahip olduğu bazı üstünlükler şunlardır:

1. Ağı eğitmek için sınırlı sayıda örneği destekler.

2. Çok ölçekli bir tanıma ve füzyon ile görüntü özelliklerinin farkına varır.
3. Basit ve esnek bir yapısı vardır.
4. Yüksek kalitede piksel düzeyinde bölütleme sonuçları sunar.

Orijinal U-Net yalnızca tıbbi segmentasyon uygulamalarında iyi bir performans göstermekle kalmaz, aynı zamanda esnek ve genişletilebilir yapıya sahiptir. Böylece geliştirilmiş model, farklı görüntülerde yeni görevlere başarılı bir şekilde uyum sağlayabilir [12]. U-Net, 2015 yılında ortaya çıkışından bu yana, tıbbi görüntüleme kullanımında bir patlama görmüştür. U-Net mimarisinde araştırmacılar tarafından yeni yöntemler uygulayan veya diğer görüntüleme yöntemlerini U-Net'e dahil eden birçok gelişme olmuştur. Sadece tıbbi alanda değil farklı birçok alanlarda da kullanımı her geçen gün artmaktadır [10].

3.3. U-Net Modelinin Eğitilmesi

Akciğer bölgesinin segmentasyonu Montgomery County veri seti üzerinde değerli bilgiler (akciğerlerin) çıkarılarak U-Net modeli ile gerçekleştirilmiştir. GPU kullanmadan CNN modellerinin oluşturulması ve eğitilmesi çok zordur. Bu nedenle modelin eğitim süreci Google Colab (Google Research ürünü) üzerinde T4 ve P100 GPU'lar kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Önerilen modelin eğitim ve test işlemleri Python programlama dili üzerinde Keras kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Model eğitilmeden önce GXI görüntüleri 512×512 piksel çözünürlüğüne yeniden boyutlandırılmıştır. Modelin eğitim, doğrulama ve test işlemleri için

veri seti sırasıyla %80, %10 ve %10 oranında rastgele bölünmüştür. Eğitim verisi ile model eğitilirken, test verisi ile de bu modelin ne kadar doğru segmentasyon yaptığı test edilmiştir. Tablo 1’de eğitim, doğrulama ve test için kullanılan GXI görüntü sayısı gösterilmektedir.

Tablo 1. Eğitim, doğrulama ve test için kullanılan GXI görüntüleri sayısı.

Eğitim	Doğrulama	Test	Toplam
112	13	13	138

3.4. Performans Metrikleri

Bu çalışmada U-Net modelinin performansını değerlendirmek için Jaccard indeksi ve Dice katsayısı metrikleri kullanılmıştır. Jaccard indeksi ve Dice katsayısı, modelin segmentasyon performansını ortaya koymak için en sık kullanılan değerlendirme metrikleridir. Jaccard indeksi (birleşim üzerinde kesişim, IoU olarak da bilinir), örnek kümelerinin birleşiminin boyutuna bölünen kesişim boyutu olarak tanımlanır ve Eşitlik (1)’deki gibi hesaplanır [13].

$$Jaccard\ Index = \frac{Intersection}{Union} = \frac{Intersection}{DP + YN + YP} \quad (1)$$

Burada DP (doğru pozitifler) doğru sınıflandırılmış pikselleri temsil eder, YP (yanlış pozitifler) akciğer olarak sınıflandırılan arka plan piksellerini ve YN (yanlış negatifler) arka plan olarak sınıflandırılan akciğer piksellerini temsil eder [14].

Dice katsayısı, etiketlenmiş ve tahmin edilmiş bölgeler arasındaki çakışmayı göstermektedir. Etkin örtüşme alanının bütün birleşimde ne kadar etkin olduğunu ifade eder. Dice katsayısı, kesin referans ile tahmin arasındaki örtüşme tabanlı bir ölçüt olup 0-1 arasında değer alır. Örtüşme alanı, birleşme alanına eşit ise katsayı değeri 1 olur ve mükemmel bir bölütlemenin gerçekleştiği söylenebilir. Dice katsayısı Eşitlik (2)’deki gibi hesaplanır [10].

$$Dice\ Katsayısı = \frac{2 \times Intersection}{Union + Intersection} = \frac{2DP}{2DP + YN + YP} \quad (2)$$

3.5. Görüntü İşleme

Bir görüntünün yalnızca önemli kısımların çıkarılması gerektiğinde ikili görüntülerde bitisel işlemler kullanılır. Bu çalışmada, OpenCv kütüphanesindeki bitisel işlemler ile U-Net modeli tarafından sınırları belirlenen akciğer bölgesi kırılarak elde edilmiştir. Dört temel bitisel işlem bulunmaktadır.

- VE (AND),
- VEYA (OR),
- ÖZEL VEYA (XOR),
- DEĞİL (NOT)

Bitisel işlemler, aynı boyuttaki giriş görüntülerine uygulanmalıdır. Bu çalışmada bitisel VE (bitwise AND) işlemi kullanılmıştır. Bitisel VE yalnızca ve ancak her iki pikselin de sıfırdan büyük olması durumunda doğrudur.

4. DENEYSEL SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde, U-Net modelinin test verileri üzerindeki segmentasyon performansı sunularak önceki çalışmalarla karşılaştırılmıştır. Tablo 2; optimizasyon algoritması, öğrenme oranı (lr), kayıp fonksiyonu, batch boyutu ve epok hiper-parametrelerine göre U-Net modelinin segmentasyon performansını göstermektedir. Bu parametrelerin farklı değerleri model eğitiminde denenmiş ve bunlardan bazılarını ve en yüksek olana ait sonuçlar sunulmuştur. En yüksek segmentasyon performansı %97,63 Dice katsayısı ile Adam optimizasyon algoritması, 1e-4 öğrenme oranı, dice_loss kayıp fonksiyonu ve 30 epok parametrelerinde elde edilmiştir. Model eğitiminde dice_loss kayıp fonksiyonu kullanılmıştır. Çünkü çapraz entropi kayıp fonksiyonu, kaybı küresel olarak düşürmek yerine sadece mikro anlamda ele alır, bu da görüntü seviyesi tahmini için yeterli değildir.

Tablo 2. U-Net model hiper-parametre değerleri ve test verisi üzerinde sonuçları.

Optimizasyon	Öğrenme Oranı	Kayıp Fonksiyonu	Epok	Batch Boyutu	Dice Katsayısı	IoU Katsayısı
Adam	1e-5	dice_loss	30	2	%97,37	%94,89
Adam	1e-5	dice_loss	20	2	%97,31	%94,78
Adam	1e-5	dice_loss	30	4	%96,88	%93,98
Adam	1e-4	dice_loss	30	2	%97,63	%95,41

Dice kayıp fonksiyonu, Dice katsayısına dayanmaktadır [15]. Dice katsayısı, sınıf dengesizliği probleminde diğer performans metriklerinden daha etkili olabilir. Bununla birlikte, sınıf dengesizliğine her kategori için farklı bir kayıp faktörü verilebilir, böylece ağ belirli bir kategorinin sık görülen durumuyla başa çıkabilir. Dice katsayısı, sınıf dengesizliği problemleri üzerinde verimli bir şekilde çalışır ve tipik olarak, tahmin edilen pikseller ile karşılık gelen temel gerçek arasındaki benzerliği hesaplamak için görüntü segmentasyon görevlerinde bir metrik olarak uygulanır. Dice kaybı Eşitlik 3'deki gibi tanımlanmaktadır [16].

$$Dice\ Loss = 1 - \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (3)$$

Burada X, tahmin edilen piksel değerleri kümesi ve Y ise piksel değerlerinin temel gerçeğidir. Akciğer sınır tespit görevlerinde, gerçek sınır pikselleri ve tahmin edilen sınır pikselleri iki küme olarak görüntülenebilir. Dice kaybından yararlanarak, iki set azar azar örtüşmek üzere eğitilir. Eşitlik 3'de gösterildiği gibi, payda küresel ölçekte sınır piksellerinin toplam sayısını dikkate alırken, pay yerel ölçekte iki küme arasındaki örtüşmeyi dikkate alır. Bu nedenle, Dice kaybı, yüksek doğruluk için kritik olan kayıp bilgisini hem yerel hem de küresel olarak dikkate alır.

U-Net modelinin test ve doğrulama verileri için ortalama Dice ve IoU katsayı değerleri Tablo 3'de gösterilmektedir. Test ve doğrulama verileri için ortalama Dice katsayıları sırasıyla %97,63 ve %96,37 şeklindedir. Bu değerlere göre modelin iyi bir segmentasyon performansı gösterdiği ifade edilebilir. Ayrıca test ve doğrulama verileri için elde edilen performans değerleri birbirine yakındır. Bu da modelin dengeli bir şekilde eğitildiğinin göstergesidir.

Tablo 3. Model değerlendirme ortalama sonuçları.

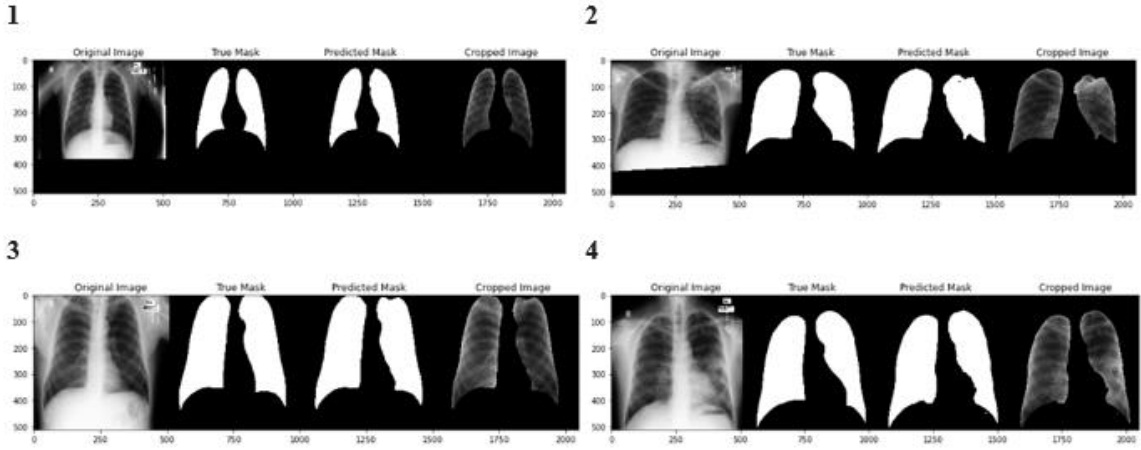
Model Metrik	Test Verisi	Doğrulama Verisi
Dice_score	%97,63	%96,37
IoU_score	%95,41	%93,21

En yüksek ortalama Dice katsayısının elde edildiği modelin, doğrulama ve test verilerinden rastgele seçilen GXI görüntüleri için göstermiş olduğu segmentasyon performansı Tablo 4'de gösterilmektedir. Hem doğrulama hem de test setinden rastgele seçilen örneklerde modelin çoğunlukla %97 ve üzerinde bir Dice katsayısına sahip olduğu söylenebilir.

Tablo 4. Doğrulama ve test verisinden rastgele seçilen örnekler için U-Net modelinin segmentasyon performansı.

Görüntü	Doğrulama		Test	
	Dice Score	IoU Score	Dice Score	IoU Score
1	0,8818	0,7887	0,9828	0,9663
2	0,9294	0,8682	0,9612	0,9254
3	0,9889	0,9782	0,9771	0,9553
4	0,9786	0,9581	0,9763	0,9538
5	0,9874	0,9752	0,9819	0,9644
6	0,9618	0,9265	0,9804	0,9615
7	0,9864	0,9732	0,9546	0,9132
8	0,8996	0,8176	0,9829	0,9665
9	0,9866	0,9736	0,9529	0,9102
10	0,9847	0,9698	0,9879	0,9761
11	0,9876	0,9755	0,9878	0,9760
12	0,9656	0,9336	0,9818	0,9644
13	0,9893	0,9789	0,9848	0,9701

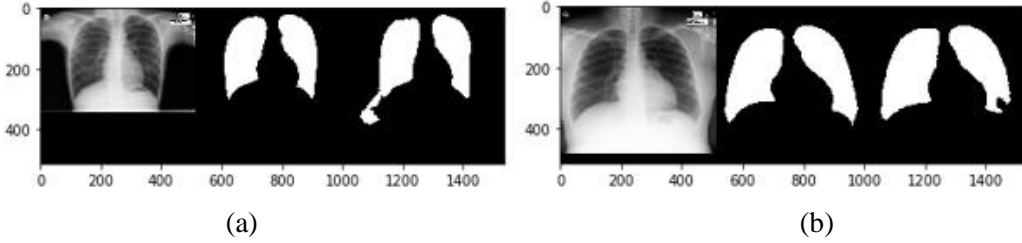
U-Net modelinin diğer modellerden ana farkı kısayol bağlantısının olmasıdır. U-Net modelindeki bu kısayol bağlantısı, bilgi kaybı sorununu çözmek için tasarlanmıştır. Bu mimari, yüksek seviyeli özellikleri düşük seviyeli özelliklerle birleştirerek ağın daha ince bilgileri yakalamasını ve daha fazla bilgiyi muhafaza etmesini sağlar. U-Net modeli, akciğerler için tipik olan şekille ilgili özellikleri öğrenir ve görünmeyen veriler üzerinde daha fazla genelleme yapabilir [17]. Şekil 3, eğitilmiş U-Net modeline verilen 4 orijinal GXI görüntüsü için akciğer bölgesini nasıl segmente ettiğini göstermektedir. Her bir örnekteki görüntüler sırasıyla orijinal GXI, doğru maske, tahmin edilen maske ve kırılan akciğer bölgesi şeklindedir. Bu şekilde de görüldüğü üzere doğru maske ile tahmin edilen maske birbirine çok benzerdir.



Şekil 3. U-Net modelinin test verisi üzerindeki segmentasyon görüntüleri.

Bu çalışmada elde edilen sonuçlara göre U-Net modeli göğüs şekli özelliklerini öğrenmekte ve kalp gibi iç organları içeren bölgeleri hariç tutmaktadır. Bu nedenle U-Net modelinden elde edilen yeni GXI görüntüleri hastalık teşhisi yapan çalışmalarda sınıflandırma performansını artırabilir.

Bunun yanı sıra, eğitilmiş U-Net modeli yine de aşırı segmentasyon yapabilir veya bazı pikselleri kaçırabilir. Bu yüzden göğüs X-ışını görüntüleri ile ilgili herhangi bir teşhis için biyolojik nesnenin doğru bölütlenmesi esastır. Aşırı ve yetersiz segmentasyon sonucu oluşan durumlar Şekil 4’de gösterilmektedir.



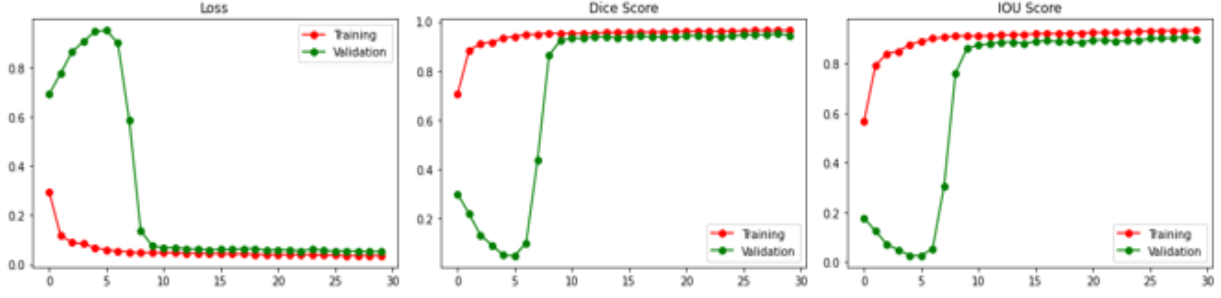
Şekil 4. (a) Aşırı segmentasyon, (b) Yetersiz segmentasyon.

Tahmin edilen maske bölgesinin GXI görüntüsünden kırılması ve ilgili akciğer bölgesinin görüntü olarak elde edilmesi önemlidir. Aksi halde hastalık teşhisi açısından segmentasyonun bir anlamı kalmamaktadır. Bu nedenle bu çalışma kapsamında tahmin edilen maskeye göre GXI görüntülerinden ilgili bölge kırılarak elde edilmiştir. Bunun için daha önce de belirtildiği üzere bitsetel VE işlemi kullanılmıştır. Şekil 5’de de görüldüğü üzere bu işlem, (a) ve (b) görüntü dizileri arasında gerçekleştirilir. Böylece ilgili akciğer bölgesi görüntüsü elde edilir.



Şekil 5. Akciğer bölgesi görüntüsünün elde edilmesi, (a) Göğüs X-ışını girişi, (b) Tahmin edilen segmentasyon maskesi, (c) İlgili alanı çıkarılan akciğer bölgesi.

U-Net modelinin Dice, IoU ve kayıp eğrileri eğitim ve doğrulama verileri için Şekil 6’da gösterilmektedir. Bu eğrilere göre yaklaşık 10 epok’tan sonra hem eğitim hem de doğrulama verileri için kayıp değeri sıfıra yaklaşırken, segmentasyon performansını ortaya koyan Dice katsayısı bire yaklaşmaktadır. Yani çok kısa bir sürede U-Net modeli kararlı bir şekilde eğitilmektedir.



Şekil 6. U-Net modelinin eğitim ve doğrulama verileri için Kayıp, Dice ve IoU eğrileri.

Göğüs X-ışını görüntüleri bir bütün olarak değerlendirildiğinde Derin Öğrenme algoritmalarının gereksiz bilgilere yoğunlaştığını ve bununla öğrenme performansını hastalık tespiti sınıflandırma performansını azalttığı görülmektedir. Bu nedenle göğüs bölgesini tespit edip bu bölgeyi içeren yeni bir veri setinin otomatik olarak oluşturulmasını sağlayacak Derin Öğrenme ve görüntü işleme temelli bir uygulamaya ihtiyaç vardır. Bu çalışma kapsamında bu uygulama geliştirilerek literatüre ve bu alanda yapılacak diğer çalışmalara katkı sağlanmıştır.

Tablo 5, bu çalışmada elde edilen sonuçlarla önceki çalışmaların bir karşılaştırmasını sunmaktadır. Bu tabloda verilen ortalama metrik değerleri gösterilmektedir. Derin öğrenme yaklaşımlarında belirli bir yapının olmaması, optimize edilmesi gereken parametrelerin fazla olması, katman sayısı ve katmanlardaki nöron sayılarının değişkenliği sebebiyle model geliştirmek zaman alan bir süreçtir. Literatürde birkaç farklı veri seti üzerinde farklı modeller kullanılarak çalışmalar yapılmıştır. Bu çalışmalar daha çok U-Net modelini kullanılarak oldukça yüksek başarı elde etmişlerdir. Bu çalışmada kullanılan veri setini kullanan çalışmalar da mevcuttur. Souza ve diğerleri [4], akciğer segmentasyonunu %94

Dice katsayısı ile gerçekleştirmiştir. Bu segmentasyon performansı bu çalışmadan oldukça düşüktür. Reza ve diğerleri [7], TransResUNet yöntemi ile %97,6 Dice katsayısı elde etmişlerdir. Bu oran bu çalışmadan az da olsa düşüktür. Liu ve diğerleri [5], birden fazla veri seti üzerinde geliştirilmiş farklı U-Net modeli kullanmışlar ve bu çalışmadan az da olsa yüksek başarı elde etmişlerdir.

Bunun yanı sıra, farklı veri setleri üzerinde akciğer segmentasyonunun yapıldığı çalışmalarda mevcuttur. Mique ve Malicdem [1] ResUNet modeli ile %94,96 Dice katsayısı, Heo ve diğerleri [2] U-Net modeli ile %96,21 Dice katsayısı, Rahman ve diğerleri [3] yine U-Net modeli ile %96,19 Dice katsayısı elde etmişlerdir. Bu çalışmaların segmentasyon performansı bu çalışmadan daha düşüktür.

Ayrıca birden fazla veri seti üzerinde segmentasyon yapan çalışma da vardır. Gite ve diğerleri [6], Shenzhen ve Montgomery County veri setlerini birleştirerek geliştirilmiş U-Net modeli üzerinde %97,96 Dice katsayısı ile segmentasyon gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışmanın segmentasyon performansı az da olsa bu çalışmadan yüksektir.

Tablo 5. Literatürdeki diğer çalışmalar ile karşılaştırma.

Çalışma	Veri Seti	Yöntem	Doğruluk	Dice Katsayısı
Mique ve Malicdem [1]	Shenzhen Hastanesi	ResUNet	-	%94,96
Heo ve diğerleri [2]	Yonsei Üniversitesi Hastanesi	U-Net	-	%96,21
Rahman ve diğerleri [3]	Kaggle Akciğer Röntgeni & Mask	U-Net	%98,14	%96,19
Souza ve diğerleri [4]	Montgomery County JSRT (Japon Radyolojik Teknoloji Derneği) &	CNN	%96,97	%94
Liu ve diğerleri [5]	MC (Montgomery County) & Haut (özel veri seti)	EfficientNet-b4 Encoder ile U-Net	JSRT: %98,5 MC: %98,9 Haut: %99,4	JSRT: %97,9 MC: %97,8 Haut: %98,8

Gite ve diğerleri [6]	Shenzhen ve Montgomery County	U-Net++	%98,74	%97,96
Reza ve diğerleri [7]	Montgomery County	TransResUNet	%98,5	%97,6
Bu makaledeki çalışma	Montgomery County	U-Net	-	%97,63

5. SONUÇ

Bu çalışmada önerilen U-Net temelli derin öğrenme modeli, göğüs X-ışını görüntülerindeki gereksiz bilgileri göz ardı ederek gerekli bilgilere odaklanmayı sağlamaktadır. Böylece sadece akciğer bölgesine odaklanılarak hastalıkların daha doğru teşhis edilmesi sağlanacaktır. Bu çalışma hastalık teşhisi yapacak olan çalışmaların eğitim ve test süresini kısaltacaktır. Çünkü sınıflandırma yapacak makine öğrenmesi modeli direkt odak bölgesi üzerinde çalışacağı için eğitim süresi azalır. Çalışma kapsamında elde edilen sonuçlar önceki çalışmalara göre değerlendirildiğinde yeterli düzeydedir. Gelecek çalışma olarak akciğer segmentasyon işlemi SegNet ve U-Net ++ gibi farklı modeller üzerinde de denenecektir. Ayrıca literatürden birden fazla veri seti toplanarak geniş bir veri seti üzerinde U-Net, SegNet ve U-Net++ modellerinin segmentasyon performansları karşılaştırılacaktır.

KAYNAKLAR

1. Mique, E. and Malicdem, A., “Deep residual u-net based lung image segmentation for lung disease detection”, IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Vol. 803, Issue 1, Pages 012004, 2020.
2. Heo, S. J., Kim, Y., Yun, S., Lim, S. S., Kim, J., Nam, C. M., Park, E. C., Jung, I. and Yoon, J.H., “Deep learning algorithms with demographic information help to detect tuberculosis in chest radiographs in annual workers health examination data”, International Journal of Environmental Research and Public Health, Vol. 16, Issue 2, Pages 2-9, 2019.
3. Rahman, T., Khandakar, A., Kadir, M. A., Islam, K. R., Islam, K. F., Mazhar, R., Hamid, T., Islam, M. T., Kashem, S., Mahub, Z. B., Ayari, M. A. and Chowdhury, M. E. H., “Reliable tuberculosis detection using chest x-ray with deep learning, segmentation and visualization”, IEEE Access, Vol. 8, Pages 191586-191601, 2020.
4. Souza, J. C., Banderia Diniz, J. O., Ferreira, J. L., França da Silva, G. L., Corrêa Silva, A. and de Paiva, A. C., “An automatic method for lung segmentation and reconstruction in chest X-ray using deep neural

networks”, Computer Methods and Programs in Biomedicine, Vol. 177, Pages 285-296, 2019.

5. Liu, W., Luo, J., Yang, Y., Wang, W., Deng, J. and Yu, L., “Automatic lung segmentation in chest x-ray images using improved u-net”, Research Square, Vol. 12, Issue 1, Pages 1-11, 2021.
6. Gite, S., Mishra, A. and Kotecha, K., “Enhanced lung image segmentation using deep learning”, Neural Computing for IOT based Intelligent Healthcare Systems, Pages 1-15, 2022.
7. Reza, S., Amin, O. B. and Hashem, M. M. A., “TransResUNet: Improving u-net architecture for robust lungs segmentation in chest x-rays”, 2020 IEEE Region 10 Symposium (TENSYP), Dhaka, Pages 1592-1595, 2020.
8. Cohen, J. P., “Montgomery county x-ray set”, <https://academictorrents.com/details/ac786f74878a5775c81d490b23842fd4736bfe33/tech>, February 11, 2019.
9. Ronneberger, O., Fischer, P. and Brox, T., “U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation”, Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015, Vol. 9351, Pages 234–241, 2015.
10. Koç, A. B. ve Akgün, D., “U-net mimarileri ile glioma tümör segmentasyonu üzerine bir literatür çalışması”, Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi, Cilt 26, Sayfa 407-414, 2021.
11. Eker, A. G., ve Duru, N., “Medikal görüntü işlemede derin öğrenme uygulamaları”, Acta Infologica, Cilt 5, Sayı 2, Sayfa 459-474, 2021.
12. Liu, L., Cheng, J., Quan, Q., Wu, F.-X., Wang, Y.-P. and Wang, J., “A survey on u-shaped networks in medical image segmentations”, Neurocomputing, Vol. 409, Pages 244–258, 2020.
13. Murugesan, B., Sarveswaran, K., Shankaranarayana, S. M., Ram, K., Joseph, J. and Sivaprakasam, M., “Psi-Net: shape and boundary aware joint multi-task deep network for medical image segmentation”, 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Pages 7223-7226, Berlin, 2019.

14. Candemir, S. and Antani, S., “A review on lung boundary detection in chest x-rays”, *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, Vol. 14, Issue 4, Pages 563–576, 2019.

15. Dice, L. R., “Measures of the amount of ecologic association between species”, *Ecology*, Vol. 26, Issue 3, Pages 297–302, 1945.

16. Abedalla, A., Abdullah, M., Al-Ayyub, M. and Benkhelifa, E., “Chest X-ray pneumothorax segmentation using u-net with efficient net and resnet architectures”, *PeerJ Computer Science*, Vol. 7, Issue e607, Pages 1-36, 2021.

17. Zak, M. and Krzyzak, A., “Classification of lung diseases using deep learning models”, *Computational Science – ICCS 2020: 20th International Conference*, Pages 621-634, Amsterdam, 2020.