

Yayınlanma Tarihi: 16/06/2022

# VGG16 ile Göğüs Röntgen Görüntülerinden Covid-19 Tespiti (Haziran 2022)

**Olçan Satır<sup>1</sup> ve Nedim Özhan Eyüpreisoğlu<sup>2</sup>**<sup>1</sup>Bilgisayar Mühendisliği Osmangazi Üniversitesi, Tepebaşı Eskişehir 26170 TR<sup>2</sup>Bilgisayar Mühendisliği Osmangazi Üniversitesi, Tepebaşı Eskişehir 26170 TRSorumlu Yazar: Olçan Satır (e-posta: [152120171109@ogrenci.ogu.edu.tr](mailto:152120171109@ogrenci.ogu.edu.tr))Sorumlu Yazar: Nedim Özhan Eyüpreisoğlu (e-posta: [152120171011@ogrenci.ogu.edu.tr](mailto:152120171011@ogrenci.ogu.edu.tr))

**ÖZET** Günümüzün global sağlık problemi olan Covid-19 ilk olarak Çin'in Wuhan eyaletinde çeşitli belirtiler sonucu ortaya çıkmış ölümcül bir virüstür. Bir grup hastada yapılan araştırmalar sonucunda hastalık 13 Ocak 2020'de tanımlanmıştır ve günümüzde etkisi hala devam etmektedir ayrıca yeni varyantlarla birlikte Dünya için bir tehdit olmayı sürdürmektedir.[1] Bu hastalık, nüfusun büyük bir bölümünü genç yaşlı fark etmeksizin etkilediği için klinikte artan nüfusa bağlı olarak hastalığın teşhis hızı da artmak zorundadır. Bu zorunluk neticesinde pandeminin etkilerinin hissedildiği günden bu yana çeşitli derin öğrenme metodlarıyla bu hastalığa hızlı bir şekilde teşhis konması için çalışmalar hız kazanmıştır. Bu çalışmada, ilgili amaca katkı sunmak amacıyla Covid19 hastalığına yakalanmış kişilerin X-ray görüntüleri kullanılarak kişinin hastalık tespiti yapılmıştır. Veri seti olarak kaggle platformundan internette erişime açık olan veri seti kullanılmıştır. Veri seti 1800 görüntüden oluşmaktadır. Çalışmalarda derin öğrenme modeli olarak evrişimli sinir ağı ve 16 katmana sahip VGG16 mimarisi kullanılmıştır. Modelin eğitim sonrası doğruluk oranı %92 dir.

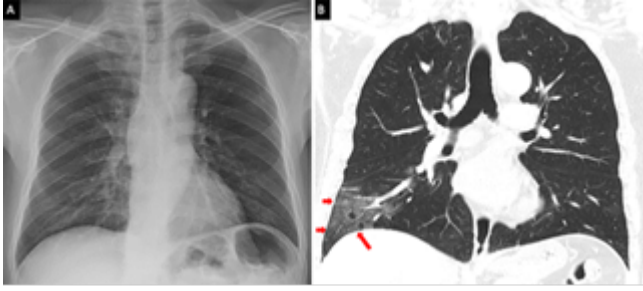
**Anahtar kelimeler:** Covid19, VGG16, Derin Öğrenme, Evrişimli Sinir Ağları

## I. GİRİŞ

COVID-19 ismiyle adlandırılan yeni korona virüs hastalığı şiddetli akut solunum sendromu koronavirüsü 2 (SARS-CoV-2)'nin neden olduğu bulaşıcı bir hastalıktır. İlk vakaya Çin'in Wuhan şehrinde 2019 yılının Kasım ayında rastlanmıştır. Günümüzde hala etkisi süren bu hastalık nedeniyle 14 Haziran 2022 tarihi itibarıyla 6.332.918 kişi hayatını kaybetmiş ve 541.244.941 kişi de bu hastalığı geçirmiştir.[2] Bu hastalık bir üst solunum enfeksiyonu olmanın yanı sıra, ilerleyen dönemlerde özellikle vasküler sistemde birçok enflamasyona sebep olmaktadır. Bu enflamasyonlar, vücudun çok çeşitli yerlerinde, çok çeşitli derecede görülebilirler. Örneğin Covid-19 geçiren hastaların ven sisteminde oluşan pıhtılar sonucu PTE(Pulmoner-Trombo-Embolizm) geçirme riski x kat artmakta olduğu yapılan çalışmalarda gösterilmiştir. Ayrıca bu dönemde kardiyo vasküler hastalık riskinin dünya genelinde, pandeminin yayılım hızına yakın bir oranda artış göstermesi dünya sağlığı için büyük tehdit oluşturmuş ve oluşturmaya devam etmektedir. Bu hastalığın, bu çalışmada amacı olan solunum yollarında yarattığı enflamasyonlar tabiki bu hastalık özelinde meydana gelen ölümlerin en çoğunu oluşturmaktadır. Hastalığın ilk evresinde basit bir solunum

yolu rahatsızlığı olarak seyrettiği görünümü oluşur. İkinci evre olarak akciğer hücrelerine üzerindeki spike proteini sayesinde tutunan virüs partikülleri, akciğer hücrelerine saldırıya başlar. Bu evrede hastanın bağışıklık sistemi devreye girerek bu hasarı önlemeye çalışır ama eğer hasta, diyabet, yüksek tansiyon vb. gibi hali hazırda enflamasyona sebep olan çeşitli risk faktörleri veya kanser gibi çeşitli bağışıklık baskılayıcı etkenlere sahip ise bu virüs parçacıkları akciğer içindeki solunum odalarına kadar girerek solunum yetmezliğine sebep olur.

İşte bu hastalığa 'Pnömani' Türkçe ismi ile 'Zatürre' adı verilir. Bu aşamadan sonra çeşitli antibiyotikler ile tedavi edilmeye çalışılan hastalık bu aşamadan sonra maalesef yüksek mortalite oranlarına sahiptir. İşte hastalığın tüm bu aşamalarında, hastalığın tıpkı kanser hastalığı gibi, erken teşhisinin önemi ortaya çıkmıştır. Fazla ilerlemeden tespit edilen vakalar, gerekli önlemler ile ilerleme olmadan tedavi edilebilir. Hastalığın solunum yollarında yarattığı tahribat, Röntgen(X-Ray) ve Tomografi(CT) gibi X-ışını kullanan, medikal cihazlarla yapılır çünkü kemik ve organ gibi sert dokuya sahip bölgelerde bu yöntemin başarısı kanıtlanmıştır.



**Şekil 1. Covid-19 Görünümüne Sahip Röntgen ve BT Görüntüleri**

Bu görüntülerde, hastalığın ilerleyen aşamalarında, akciğer bölgesinde puslu görünümler izlenmektedir. Kendini net bir şekilde belli eden bu belirti Akciğer pnöması'nın en net bulgusudur. Bu çalışmada, hastalıklı ve normal görünüme sahip akciğer görüntüleri bir erişime açık veri seti [3] ile, çok katmanlı evrişimli bir sinir ağı olan VGG-16 kullanılarak tespit edilmeye çalışılmıştır.

## II. HEDEFLER

Bu çalışmanın amacı, herhangi bir sebeple Covid-19 hastalığına yakalanan ve yakalanmış olması muhtemel kişilerde, öncelikli olarak hastalığın tespiti, ikincil olarak hastalığın hangi evrede olduğunu teşhis edip, bir sonraki evreye geçmeden hastalığın tedavi edilmesini sağlamak üzere, bir derin öğrenme sistemi geliştirilmesidir. Derin öğrenme sistemi olarak VGG16 kullanılmıştır.

## III. MATERYAL VE YÖNTEM

### A. MATERYAL

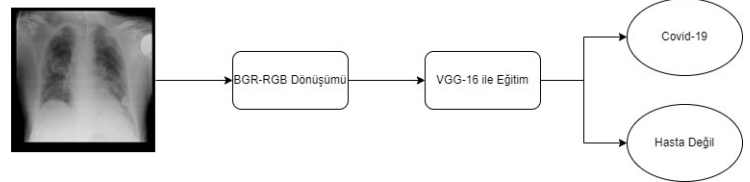
Bu çalışmada kaggle platformunda herkese açık bir veri seti olan COVID-19 Radyografi Veritabanı kullanılmıştır.[3] Bu veri seti Katar Üniversitesi, Doha, Dakka Üniversitesi, Bangladeş'ten bir araştırmacı ekibi, Pakistan ve Malezya'dan bir grup araştırmacı ve bu araştırmacıların işbirlikçileri ile tıp doktorlarının Covid-19 pozitif vakalar için göğüs röntgeni görüntüleri kullanılarak oluşturulmuştur. Kullanılan veri seti Kaggle topluluğu tarafından COVID-19 veri kümesi ödülünü almaya hak kazanmıştır. Normalde 42300 görüntü ve 4 sınıfa sahip (Covid-19, Normal, Viral Pnömoni, Akciğer Opaklığı) olan veri seti modelin optimum hızda çalışabilmesi ve çalışmanın yalnızca Covid-19 tespitini yapıyor olması nedeniyle daraltılarak sadece Covid-19 pozitif vakalar ve normal insanların yer aldığı toplamda 1800 görüntü seçilerek kullanılmıştır. Bu 1800 görüntünün 1500 ü eğitim verisi olarak kullanılmış ve 300 görüntü ise test amacıyla ele alınmıştır.



**Şekil 3. Veri Setinden Örnek Normal Bir Akciğer Görüntüsü**

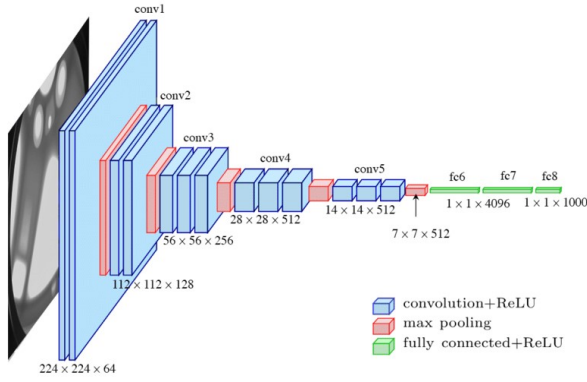
### B. YÖNTEM

Bu çalışmada kullanılan VGG16 mimarisi, ilk olarak Oxford Üniversitesi Görsel Geometri Grubundan (VGG) K. Simonyan ve A. Zisserman tarafından “Büyük Ölçekli Görüntü Tanıma için Çok Derin Evrişimli Ağlar” [5] makalesinde önerilen evrişimli bir sinir ağı modelidir. VGG-16 16 evrişim ağına sahip bir VGG modeli çeşididir ve VGG16 daki 16 buradan gelmektedir. Kendine has özelliği küçük çekirdekli yapılar kullanmasıdır.



**Şekil 2. Programın Akış Şeması**

Bu mimari ve bu mimariye benzer evrişimli sinir ağları (AlexNet, U-Net, Inception, Res-Net vb.) yapısal olarak herkesin erişimine açıktır ve bu modeli kullanan tüm kişiler tarafından çeşitli amaçlarla eğitilmektedir. İşte bu büyük sayıda eğitimler neticesinde bu modeller için optimum sayısı ağırlıklar ve bu ağırlıkların dereceleri çeşitli parametrelerle belirlenmiştir. Bu duruma “Transfer Learning” adı verilir. Dolayısı ile bu yapılar implement edilmeden de transfer learning kullanılarak çeşitli modeller geliştirilebilir.



Şekil 4. VGG16 Mimarisi

Mimari yapısı itibarıyla AlexNet'e çok benzemektedir. AlexNet'de olduğu gibi 3x3 lük kıvrımlara sahiptir.[4] Conv1 katmanı sabit boyutlu bir 224x224 RGB görüntüdür. Görüntü, filtrelerin çok küçük bir alanla kullanıldığı için 3x3 lük evrişimli bir katman yığımından geçer. Konfigürasyonlardan birinde kanallarının doğrusal bir dönüşümü olarak kullanılan 1x1 evrişim filtreleri de kullanılır. Max-pooling işlemi 2x2lik bir çerçeve üzerinden gerçekleştirilir. Üç tam bağlı katman(farklı mimari ve farklı derinliğe sahip) bir evrişim katmanları yığını takip eder. Her biri 4096 düğüme sahip iki tam bağlı katmanı sonrasında bir softmax izlemektedir.[6]

Yaklaşık olarak toplamda 138 milyon parametreye sahiptir. VGG modeller kolay anlaşılabilir ve açıklanabilir modellerdir. Klasik problemlerde oldukça iyi sonuçlar verebilmektedir ancak fazla sayıda ağırlık parametresine sahip olması sebebiyle eğitim süresi diğer mimarilere göre uzun sürmektedir. Derinliği ve tam bağlı düğüm sayısı nedeniyle VGG16, 533 MB'in üzerindedir. Bu durumda VGG'yi dağıtmayı yorucu bir görev yapar. VGG16, ILSVRC-2012 ve ILSVRC-2013 yarışmalarında diğer modellere istinaden çok daha iyi performans göstermiştir. Tek net performansla %7 test hatası ile VGG16 en iyi sonucu elde etmiştir. VGG16 GoogleNet'e göre %0.9 daha iyi performans göstermiştir. Daha sonra ILSVRC-2014'e sunulan en büyük modellerden biri olmayı başarmıştır.[7]

Method	top-1 val. error (%)	top-5 val. error (%)	top-5 test error (%)
VGG (2 nets, multi-crop & dense eval.)	23.7	6.8	6.8
VGG (1 net, multi-crop & dense eval.)	24.4	7.1	7.0
VGG (ILSVRC submission, 7 nets, dense eval.)	24.7	7.5	7.3
GoogLeNet (Szegedy et al., 2014) (1 net)	-	7.9	-
GoogLeNet (Szegedy et al., 2014) (7 nets)	-	6.7	-
MSRA (He et al., 2014) (11 nets)	-	-	8.1
MSRA (He et al., 2014) (1 net)	27.9	9.1	9.1
Clarifai (Russakovsky et al., 2014) (multiple nets)	-	-	11.7
Clarifai (Russakovsky et al., 2014) (1 net)	-	-	12.5
Zeiler & Fergus (Zeiler & Fergus, 2013) (6 nets)	36.0	14.7	14.8
Zeiler & Fergus (Zeiler & Fergus, 2013) (1 net)	37.5	16.0	16.1
OverFeat (Sermanet et al., 2014) (7 nets)	34.0	13.2	13.6
OverFeat (Sermanet et al., 2014) (1 net)	35.7	14.2	-
Krizhevsky et al. (Krizhevsky et al., 2012) (5 nets)	38.1	16.4	16.4
Krizhevsky et al. (Krizhevsky et al., 2012) (1 net)	40.7	18.2	-

Şekil 5. ILSVRC-2013 Yarışmasının Karşılaştırmalı Tablosu

#### IV.MATEMATİK

Sinir ağlarında ilk katmanda girdiler, ağırlıklar ile;

$$\sum = a.x_0 + b.x_1 + c.x_2 + ..... + z.x_n \quad (1)$$

formülü ile hesaplanır.

Ardından öznitelik haritası üzerinde ki evrişim işlemi,

$$s[t] = (x * w)[t] = \sum_{a=-\infty}^{a=\infty} x[a]w[a+t] \quad (2)$$

Daha sonra havuzlama ve elde edilen çıktıyı ölçeklendirmek için softmax ve ReLU işlemleri,

$$softmax(x)_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^K e^{x_j}} \quad (3)$$

$$R(z) = \max(0, z) \quad (4)$$

denklemleri ile hesaplanır.

Evrişimli sinir ağlarının optimizasyonu için ise Adam,

$$w_t = w_{t-1} - \eta \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}} \quad (5)$$

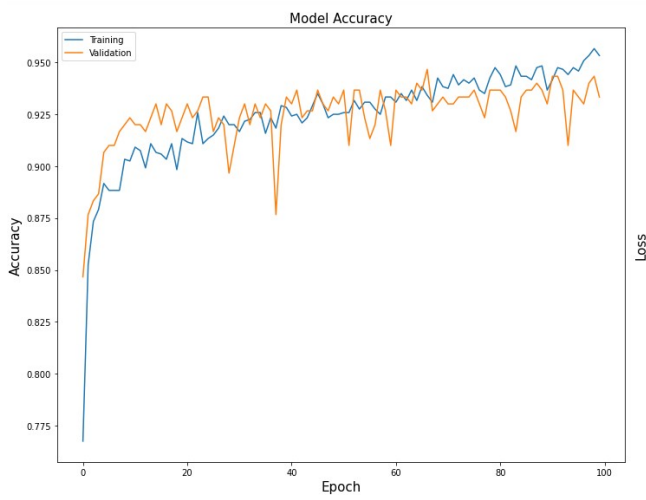
denklemleri ile hesaplanır.

#### V.DENEYSEL SONUÇLAR

Bu çalışmada, VGG16 evrişimli sinir ağı kullanarak,göğüs röntgen görüntülerinden covid 19 tespiti yapılmıştır. Çalışma,görüntüleri hasta veya hasta değil şeklinde 2 sınıfa ayırır. Çalışma,Python programlama dili ile,Google Colab ortamında,Tensorflow kütüphanesi kullanılarak geliştirilmiştir. Çalışma sonucunda en yüksek %90 oranında bir başarı oranı elde edilmiştir ve elde edilen sonuç ilgili literatür çalışmalarıyla karşılaştırılmıştır(Tablo-1).

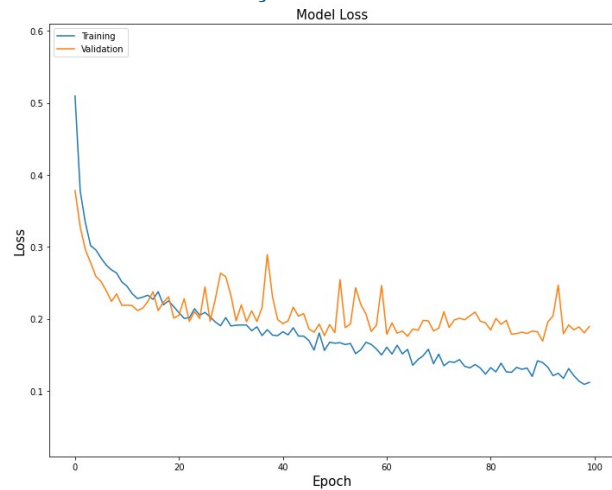
Yazar	Başarı Yüzdesi	Veri Setleri
Sitatula et al.[ ]	87.19%	CXR Dataset
Wang et al.[ ]	97.16%	Local Dataset
Tan et al.[ ]	99%	Chest-CT Dataset
Foula-di et al.[ ]	94.07%	Local Dataset

**Tablo 1. İlgili Çalışmanın Literatür Karşılaştırılması[8]**



**Şekil 6. Model Başarı Yüzdesi Sonuçları**

## VI. GÖZLEM VE SONUÇ



**Şekil 7. Model Kayıp Yüzdesi Sonuçları**

Bu çalışmada hiperparametrelerde değişiklikler yapılarak en iyi başarı yüzdesi değerlendirmeye alınmıştır.

İlk etapta 560 görsele sahip veri seti kullanılmıştır. 560 görüntü ile 8 yığın boyutu, 0.001 öğrenme oranı ve 20 döngü sayısı ile %65 başarı yüzdesi elde edilmiştir. Sonrasında aynı veri seti için döngü sayısı 100 e çıkarılarak %70 başarı yüzde elde edilmiştir. Veri seti daha fazla görsel ile beslenerek 700 görüntü 8 yığın boyutu, 0.001 öğrenme oranı ve 25 döngü sayısı ile %74 başarı yüzdesi elde edilmiştir. Yığın boyutu 32 ye çıkartılarak ve döngü sayısı 100'e artırılarak başarı yüzdesinin küçük bir artışla %75 olduğu gözlemlenmiştir. 700 boyutlu veri seti ile en denemeler arasında en optimum sonucu yığın boyutu 4, öğrenme oranı 0.001, döngü sayısı 100 olan model %84 başarı yüzdesi elde etmiştir. Daha sonra veri seti tekrar beslenerek 1800 görsel, 4 yığın boyut, 0.001 öğrenme oranı ve 100 döngü sayısı ile %92 başarı yüzdesi ile bu çalışma için yüksek başarı yüzdesini elde etmiştir. Hiperparametrelerde ki yapılan değişiklikler ve sonuçları karşılaştırılmıştır.(Tablo-2)

VERİ SETİNİN BOYUTU	YIĞIN BOYUTU	ÖĞRENME ORANI	DÖNGÜ SAYISI	BAŞARI YÜZDESİ
560	8	0.001	20	65%
560	8	0.001	100	70%
700	8	0.001	25	74%
700	32	0.001	100	75%
700	4	0.001	100	84%
700	4	0.01	100	77%
1800	4	0.001	100	92%
1800	4	0.001	50	89%

**Tablo 2. Farklı Hiperparametrelerin Karşılaştırılması**

## REFERANSLAR

- [1] Türkiye Cumhuriyeti Sağlık Bakanlığı, Covid-19
- [2] Wikipedia, COVID-19
- [3] M.E.H. Chowdhury, T. Rahman, A. Khandakar, R. Mazhar, M.A. Kadir, Z.B. Mahbub, K.R. Islam, M.S. Khan, A. Iqbal, N. Al-Emadi, M.B.I. Reaz, M. T. Islam, "Can AI help in screening Viral and COVID-19 pneumonia?" IEEE Access, Vol. 8, 2020, pp. 132665 - 132676.
- Rahman, T., Khandakar, A., Qiblawey, Y., Tahir, A., Kiranyaz, S., Kashem, S.B.A., Islam, M.T., Maadeed, S.A., Zughaier, S.M., Khan, M.S. and Chowdhury, M.E., 2020. Exploring the Effect of Image Enhancement Techniques on COVID-19 Detection using Chest X-ray Images
- [4] Abhipraya Kumar Dash, VGG16 architecture,
- [5] Simonyen, Karen, Zisserman, Andrew, Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, April 2015
- [6] Lendave, Vijaysinh, A Comparison of 4 Popular Transfer Learning Models, September 2021
- [7] Hssan ul, Muneeb, VGG16 – Convolutional Network for Classification and Detection, November 2018
- [8] Sitaula, C., Hossain, M.B. Attention-based VGG-16 model for COVID-19 chest X-ray image classification. Appl Intell 51, 2850–2863 (2021). <https://doi.org/10.1007/s10489-020-02055-x>
- S. -H. Wang, S. Fernandes, Z. Zhu and Y. -D. Zhang, "AVNC: Attention-based VGG-style network for COVID-19 diagnosis by CBAM," in *IEEE Sensors Journal*, doi: 10.1109/JSEN.2021.3062442.
- Tan, W., Liu, P., Li, X. et al. Classification of COVID-19 pneumonia from chest CT images based on reconstructed super-resolution images and VGG neural network. Health Inf Sci Syst 9, 10 (2021). <https://doi.org/10.1007/s13755-021-00140-0>
- Saman Fouladi, M.J. Ebadi, Ali A. Safaei, Mohd Yazid Bajuri, Ali Ahmadian, Efficient deep neural networks for classification of COVID-19 based on CT images: Virtualization via software defined radio, Computer Communications, Volume 176, 2021, Pages 234-248, ISSN 0140-3664, <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2021.06.011>.