



## ÇEKİŞMELİ ÜRETİCİ AĞLAR VE TRANSFER ÖĞRENİMİ KULLANILARAK GÖĞÜS X-RAY GÖRÜNTÜLERİNDEN COVID-19 TESPİTİ ÜZERİNE BİR DERLEME

Meltem KURT PEHLİVANOĞLU\*, Uğur Kadir ARABACI

Kocaeli Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Kocaeli, Türkiye

Anahtar Kelimeler	Öz
<i>COVID-19 Tespiti, Göğüs X-Ray Görüntüleri, Makine Öğrenmesi, Derin Öğrenme, Transfer Öğrenimi.</i>	COVID-19 pandemisi ölümcül salgınlardan biridir. Hastalığın daha fazla yayılmasını azaltmak için yapay zekâya dayalı alternatif test yöntemleri değerlendirilmiştir. Viral bakteriyel zatürre (pnömoni) ile göğüs X-Ray görüntüleri COVID-19 hakkında önemli bilgiler sağlar. Bir yapay zekâ sistemi, radyologların bu göğüs röntgeni görüntülerinden COVID-19'u tespit etmesine yardımcı olabilir. Çekişmeli Üretici Ağlar (Generative Adversarial Networks-GANs) görüntü veri kümesinin genişletilmesi, yüksek çözünürlüklü görüntü elde etme, bir görüntüdeki desenin başka bir görüntüye transfer edilmesi gibi alanlarda kullanılır. Bu çalışmada, literatürde verilen göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespiti yapan güncel çalışmalar kapsamlı olarak tartışılmıştır. Ayrıca bu çalışmalarda kullanılan veri kümelerinin özellikleri, GAN ile sentetik görüntülerin üretimi ve transfer öğrenme mimarileri üzerinde durulmuştur. Çalışma, göğüs X-Ray görüntüleri üzerinde COVID-19 tespiti yapan diğer çalışmalar için karşılaştırmalı bir rapor sağlamayı amaçlamaktadır.

## A SURVEY ON COVID-19 DETECTION FROM CHEST X-RAY IMAGES USING GENERATIVE ADVERSIAL NETWORKS AND TRANSFER LEARNING

Keywords	Abstract
<i>COVID-19 Detection, Chest X-Ray Images, Machine Learning, Deep Learning, Transfer Learning.</i>	The pandemic related to the COVID-19 is one of the deadly epidemics. To reduce the further spread of the disease the alternative testing methods based on artificial intelligence have been evaluated. The chest X-Ray images with viral bacterial pneumonia provide remarkable information about COVID-19. An artificial intelligence system can help radiologists to detect COVID-19 from these chest X-Ray images. Generative Adversarial Networks (GANs) are used in areas such as expanding the image dataset (image augmentation), obtaining high-resolution images, transferring a pattern from one image to another. In this paper, the current studies which detect COVID-19 from the chest X-Ray images have been comprehensively discussed. Moreover, the properties of the datasets used in these studies, generating synthetic images with GAN and transfer learning approaches have been emphasized. This paper aims to provide a comprehensive report for other studies which detect COVID-19 from the chest X-Ray images.

### Alıntı / Cite

Kurt Pehlivanoglu, M., Arabaci, U.K., (2022). Çekişmeli Üretici Ağlar ve Transfer Öğrenimi Kullanılarak Göğüs X-Ray Görüntülerinden COVID-19 Tespiti Üzerine Bir Derleme, Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi, 10(1), 328-340.

Yazar Kimliği / Author ID (ORCID Number)	Makale Süreci / Article Process
M. Kurt Pehlivanoglu 0000-0002-7581-9390	<b>Başvuru Tarihi / Submission Date</b> 22.06.2021
U.K. Arabaci, 0000-0002-0633-7304	<b>Revizyon Tarihi / Revision Date</b> 27.09.2021
	<b>Kabul Tarihi / Accepted Date</b> 01.11.2021
	<b>Yayın Tarihi / Published Date</b> 23.03.2022

\* İlgili yazar / Corresponding author: meltem.kurt@kocaeli.edu.tr, +90-262-303-3571

## 1. Giriş (Introduction)

COVID-19 pandemisi tüm dünyayı etkisi altına alan ölümcül salgınlardan biridir. Bu kapsamda literatürde yapılan birçok çalışmada, COVID-19 tespiti amaçlı yapay zekâ yöntemleri kullanılarak başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Geçmiş yıllarda zatürre ve tümör hücrelerinin tespiti amaçlı yapılan birçok çalışma, günümüzde COVID-19 tespiti çalışmalarının öncüsü olmuştur. Küçük veri kümesi ile başarılı sonuçlar elde etmek, eldeki verilerden işe yarar sentetik veriler üretmek, önceden eğitilmiş transfer öğrenme yöntemlerinin eğitim sürecinde kullanılması gibi yöntemler; COVID-19 tespiti amaçlı kullanılarak medikal araştırmalara yardımcı olup aynı zamanda maliyeti de düşürmüştür.

Biyomedikal görüntüler üzerine makine öğrenimi çalışmalarında veri kümesi önemli bir yer tutar. Bu çalışmalarda veri kümesini genişletmek için görüntüyü ters çevirme, renk değişimi gibi basit yöntemler kullanılabilir. GAN modeli (Goodfellow vd., 2014) medikal çalışmalarda veri kümesinin genişletilmesi için kullanılan yöntemlerden birisidir, GAN kullanımı ile gerçekçi veriler üretmek mümkündür. GAN modelleri temelde üretici ve ayrıştırıcı olarak tanımlanmış iki ağ modelinin birbirleri ile etkileşimi ve çekişmesi sayesinde eğitim verisi ile yakın istatistikte yeni veriler üretilmesini sağlar. Üretici ağ başlangıçta rastgele değerler ile bir görüntü üretir. Ayrıştırıcı ağ, üretici ağdan gelen görüntü ile veri kümesindeki görüntüleri kıyaslayıp gelen görüntünün gerçek mi yoksa sahte mi olduğuna karar verir. Bu karardaki kayıp fonksiyonuna göre üretici ağ kendini günceller. Her bir devirden sonra kayıp fonksiyonu kullanılarak geri-yayılma (backpropagation) ile iki model de eğitilir. Başlangıçta rastgele değer ile görüntü üreten üretici ağ, ayrıştırıcı ağdan dönen cevaba göre iyileştirildiği için gerçekçi veriler üretir. COVID-19 tespitinde kullanılacak göğüs X-Ray görüntülerinden gerçekçi sentetik görüntülerin üretilmesi için GAN modelleri kullanılır (Goodfellow vd., 2014).

Önceden eğitilmiş transfer öğrenim mimarilerinin kullanımı, yapay zekânın medikal alandaki çalışmalarında artış göstermektedir (Chowdhury vd., 2020). Evrişimli Sinir Ağları (Convolutional Neural Network-CNN) modeli tabanlı transfer öğrenim mimarisinde öğrenme aktarımı sayesinde görüntüler üzerinde yüksek başarımlarla çalışmalar yapılmaktadır. Ayrıca transfer öğrenimi, küçük veri kümesi ile çalışabilmenin önünü açar. VGG-16 (Simonyan ve Zisserman, 2014), VGG-19 (Szegedy vd., 2016), ResNet (He vd., 2016), EfficientNet-B0 (Tan ve Le, 2019), DenseNet201 (Huang vd., 2017), GoogLeNet (Shah ve Yang, 2015), SqueezeNet (Öksüz vd., 2020), Xception (Jain vd., 2021), Inception v3 (VGG-19, 2021), ShuffleNet (Zhang vd., 2017), MobileNet-v2 (Apostolopoulos vd., 2020), AlexNet (Krizhevsky vd., 2012) gibi CNN modeli tabanlı transfer öğrenim mimarileri ile göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespiti gerçekleştirilebilir.

Literatürde göğüs X-Ray görüntülerinden COVID-19 tespiti amaçlı yapay zekâ tabanlı tanı sistemi modellerinin geliştirilmesi önemli bir çalışma alanı haline gelmiştir. Bu çalışmada literatürde yer alan ve göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespitinde, GAN modelleri ile sentetik veri üretimi gerçekleştiren ve transfer öğrenimi yöntemlerini kullanan çalışmalar detaylı olarak incelenmiştir. Kullanılan veri kümeleri, bu veri kümelerinin özellikleri, GAN ile üretilen sentetik veri kümesi ile çalışıldığında başarı oranları durumları detaylandırılmıştır. Bunun yanı sıra özellikle transfer öğrenimi mimarilerinin bu alandaki başarımları araştırılarak, COVID-19 tespiti amaçlı önerilen yöntemlerde kullanılan bu mimariler için elde edilen başarı oranları kapsamlı olarak analiz edilmiştir.

### 1.1. Motivasyon ve Katkı (Motivation and Contribution)

COVID-19 kapsamında literatürde yer alan çalışmalar incelendiğinde, özellikle göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespiti yapan birçok çalışmanın ve modelin literatüre kazandırıldığı görülmüştür. Ancak bu çalışmalarda kullanılan veri kümelerinin özetlenmesi, GAN ile üretilen sentetik verilerin ve transfer öğrenimi mimarilerinin kullanımı bakış açısıyla önerilen modellerin ele alınması önemlidir.

Bu kapsamda bu çalışmada göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespiti yapan çalışmalar, yukarıda verilen kısıtlar çerçevesinde ele alınarak, bu çalışmalar tartışmalı bir bakış açısıyla verilmiştir. Çalışma bu yönüyle özgün olup, diğer çalışmalar için önemli, yol gösterici bir rapor niteliğindedir.

### 1.2. Organizasyon (Organization)

Çalışmanın ikinci bölümünde, çalışmalarda COVID-19 tespiti amaçlı kullanılan ve göğüs X-Ray görüntülerini içeren veri kümeleri tespit edilerek, bu veri kümelerinde yer alan bilgiler verilmiştir. Üçüncü bölümde ise; sentetik veri kümelerinin kullanımı ve transfer öğrenimi mimarileri ele alınmıştır. Son bölümde ise elde edilen sonuçlar tartışılarak ileriki çalışmalar verilmiştir.

## 2. Göğüs X-Ray Görüntülerinden COVID-19 Tespiti Amaçlı Kullanılan Veri Kümeleri (Datasets used in COVID-19 Detection from Chest X-Ray Images)

Literatürde COVID-19 tespiti amaçlı kullanılan göğüs X-Ray görüntü veri kümeleri kapsamlı olarak araştırılarak, bu veri kümelerine ait bilgiler aşağıda verilmiştir.

Cohen/IEEE 8032 Veri Kümesi (Cohen vd., 2020): Çevrimiçi yayınlardan oluşturulmuş bir veri kümesi olup görüntü bilgileri ile cinsiyet, yaş ve vakaların klinik geçmişlerinin de yer aldığı belirli aralıklarla güncellenen bir veri kümesidir. Veri kümesindeki görüntüler COVID-19, zatürre ve sağlıklı olmak üzere üç farklı sınıf olarak etiketlenmiştir.

Brixia-score-COVID-19 (Signoroni vd., 2020): 4703 COVID-19 hastasının göğüs X-Ray görüntülerini içeren bir veri kümesidir.

Agchung/Figure1 Veri Kümesi (COVID-chestxray-dataset, 2020): Vakaların cinsiyet, yaş, pO<sub>2</sub> saturasyonu meta verilerini de içerecek şekilde paylaşılmıştır.

ML Hannover Veri Kümesi (COVID-19 Image Repository, 2020): Proje kapsamında oluşturulan bu veri kümesinde, radyolojik görüntülemeye odaklanılarak COVID-19 vakalarından bir veri kümesi oluşturulmuştur. Veri kümesi görüntülerle beraber vakalara dair kapsamlı meta verileri de içermektedir.

Cancer Image Archive (Actualmed COVID-19 Chest X-ray Dataset Initiative, 2020): Arkansas Üniversitesi Tıp Bilimleri tarafından toplanmış bir veri kümesidir. COVID-19 testi pozitif etiketlenmiş 200 X-Ray görüntüsü, yaş, cinsiyet, ırk gibi meta bilgiler ve seçilmiş laboratuvar verileri içermektedir.

HM Hospitales Veri Kümesi (COVID-19-AR, 2020): 5000'den fazla COVID-19 pozitif vakası içermektedir. Görüntü bilgileriyle beraber cinsiyet, yaş ve seçilmiş laboratuvar bilgilerini de içermektedir. Veri kümesinin kullanımı sadece hastaneden alınan izinle mümkündür.

RSNA Zatürre Kaggle Veri Kümesi (Covid Data Save Lives, 2020): COVID-19 verisi içermeyen zatürre ve sağlıklı verilerin yer aldığı, görüntü adedi açısından çok zengin bir veri kümesidir, 30 binden fazla görüntü içermektedir.

UCSD-Guangzhou Pediatrik Veri Kümesi (Shih vd., 2019): Zatürre ve sağlıklı verilerin yer aldığı, COVID-19 verisi ve meta veri içermeyen, 5000'den fazla görüntüden oluşan bir veri kümesidir. Viral/bakteriyel zatürre ve sağlıklı görüntüler olmak üzere üç farklı sınıfta görüntü içermektedir.

Kaggle COVID-19 radiography Veri Kümesi (Chowdhury vd., 2020): Bu veri kümesi (Cohen vd., 2020) ve (Shih vd., 2019)'deki veri kümelerinden oluşturulmuş, meta veri içermeyen sadece göğüs X-Ray görüntülerini kapsayan bir veri kümesidir. COVID-19, zatürre ve sağlıklı olarak üç farklı sınıfta etiketlenmiş görüntüleri içermektedir.

BIMCV Veri Kümesi: Valencia Dijital Tıbbi Görüntü Bankası (Banco digital de Imagen Medica de la Comunidad Valenciana) tarafından oluşturulmuş geniş bir veri kümesidir. Bu veri kümesinin altında yer alan BIMCV-PADCHEST Veri Kümesi (Bustos vd., 2020), San Juan Hastanesi'nin 2007 ve 2019 yılları arasındaki radyolojik verilerinden oluşturulmuştur. Göğüs X-Ray ve Bilgisayarlı Tomografi (Computed Tomography- CT) tipinde görüntüler içermektedir. DICOM dosyaları meta veriler (yaş, cinsiyet, görüntü pozisyonu) içerir. 69,882 kişinin 160,868 adet etiketlenmiş verisini içermektedir. KOAH, zatürre, pulmoner ödem gibi birçok farklı sınıfı içermektedir. BIMCV-COVID19 Veri Kümesi (Vayá vd., 2020), 1311 COVID-19 vakasından alınmış 2265 göğüs X-Ray görüntüsü ve 163 CT görüntüsü içermektedir. Bu görüntülerin yanı sıra meta verileri de içermektedir.

CheXpert Veri Kümesi (Irvin vd., 2019): Stanford Hastanesi'ne ait olan bu veri kümesi 65,240 kişiden alınmış 224,316 adet göğüs X-Ray görüntüsü içermektedir. Veri kümesinde on dört farklı radyografik bulgu yer almaktadır.

Sentetik Covid19(+) Veri Kümesi (Zunair vd., 2021): 21,295 farklı sentetik COVID-19 X-Ray görüntüsünü içeren bir veri kümesidir. RSNA ve Cohen veri kümelerinden veriler kullanılmıştır. Bu veri kümelerindeki zatürre ve sağlıklı veriler kullanılarak GAN ile sentetik COVID-19 X-Ray görüntüleri üretilmiştir.

COVIDx Veri Kümesi (Wang ve Wong, 2020): (Cohen vd., 2020; COVID-chestxray-dataset, 2020; Covid Data Save Lives, 2020)'de verilen veri kümeleri kullanılarak oluşturulan bir veri kümesidir. Görüntülerin yanı sıra yaş, ateş

hasta notları gibi meta verileri de içermektedir. Veri kümesinde sağlıklı, zatürre ve COVID-19 olmak üzere üç farklı sınıf verilmiştir.

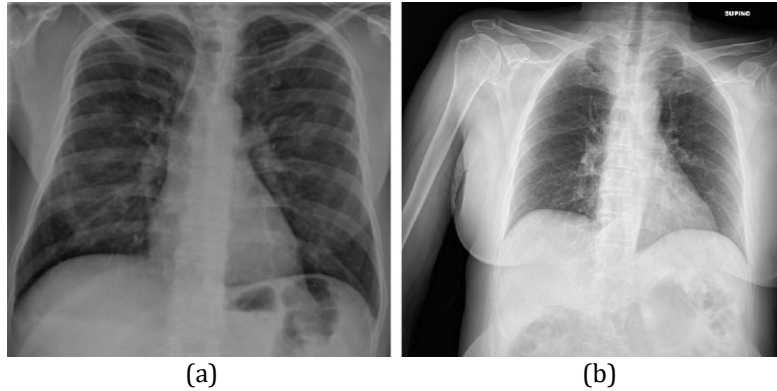
Andrewmvd Kaggle Veri Kümesi (COVID-19 X rays, 2020): CT anlık durum görüntüleri ve X-Ray görüntülerini içermektedir. Görüntülerin yanı sıra verinin kaynağı ve COVID-19 bilgisine dair etiket içeren meta veri dosyası içermektedir.

Montgomery Veri Kümesi (COVID-19 CT scans, 2020), 2014 yılında oluşturulan ve 138 X-Ray görüntüsü içeren bir veri kümesidir. Görüntüler DICOM formatında olup, COVID-19 öncesi döneme ait tüberküloz araştırmasıdır. Veri kümesi 58 tüberküloz, 80 sağlıklı vaka içermektedir. Görüntülerin yanı sıra yaş, cinsiyet, görüntü pozisyonu meta verilerini de içermektedir.

Shenzhen Veri Kümesi (COVID-19 CT scans, 2020): Montgomery veri kümesi ile yayınlanan veri kümesidir. Görüntülerin yanı sıra yaş, cinsiyet, görüntü pozisyonu meta verilerini de içermektedir. Veri kümesi 336 tüberküloz 326 sağlıklı vaka içermektedir.

Prashant Patel Kaggle Veri Kümesi (Patel, 2021): COVID-19, zatürre ve sağlıklı vaka bilgilerinin yer aldığı veri kümesidir. Meta veri içermemektedir. (Cohen vd., 2020; COVID-chestxray-dataset, 2020; Shih vd., 2019)'de verilen veri kümelerinin birleştirilmiş halidir. 576 COVID-19, 4273 zatürre, 1583 sağlıklı toplam 6432 vaka görüntüsü içermektedir.

Şekil 1'de Andrewmvd Kaggle Veri Kümesi'nde yer alan COVID-19 ve sağlıklı vakalara ait göğüs X-Ray görüntüleri verilmiştir.



**Şekil 1.** COVID-19+ (a) ve Sağlıklı (b) Göğüs X-Ray Görüntüleri (Chest X-Ray Images With Positive COVID-19 (a) and Negative COVID-19 (b) ) (COVID-19 X rays, 2020)

Yukarıda verilen veri kümeleri, literatürde göğüs X-Ray görüntülerinden COVID-19 tespiti amaçlı en çok kullanılan veri kümeleridir. Bu veri kümelerine ait karşılaştırmalı analiz Tablo 1'de verilmiştir. Tabloda, her bir veri kümesinin boyutu, görüntülerin kaç sınıf içerdiği, görüntü tipi ve meta veri (yaş, cinsiyet bilgisi vb.) içerip içermediği bilgileri özetlenmiştir.

**Tablo 1.** Göğüs X-Ray Görüntü Veri Kümeleri (Chest X-Ray Image Datasets)

Ref.	Veri Kümesi Bilgileri				Erişim Linki
	Boyutu	Sınıflandırma	Görüntü Tipi	Meta Veri	
(Cohen vd., 2020)	650	COVID-19 (+) Sağlıklı	X-Ray	Offset, cinsiyet, yaş, bulgu, PCR Test, entübe tarihi, ateş, pO2 saturasyonu, klinik notlar	<a href="https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset">https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset</a>
(COVID-chestxray-dataset, 2020)	48	COVID-19 (+) Zatürre Sağlıklı	X-Ray	Offset, cinsiyet, yaş, bulgu, ateş, pO2 saturasyonu, klinik notlar, görüntüye dair notlar	<a href="https://github.com/agchung/Figure1-COVID-chestxray-dataset">https://github.com/agchung/Figure1-COVID-chestxray-dataset</a>
(COVID-19 Image Repository, 2020)	240	COVID-19 (+)	X-Ray	Offset, cinsiyet, yaş, kilo, görüntü boyutu, ateş, pO2 saturasyonu.	<a href="https://github.com/ml-workgroup/COVID-19-image-repository">https://github.com/ml-workgroup/COVID-19-image-repository</a>
(Actualmed COVID-19 Chest X-ray Dataset Initiative, 2020)	200	COVID-19 (+)	X-Ray, CT	Cinsiyet, yaş, ırk, kilo, boy, kanser, hamile, Test sonucu, Test adı	<a href="https://wiki.cancerimagingarchive.net/pages/viewpage.action?pageId=70226443">https://wiki.cancerimagingarchive.net/pages/viewpage.action?pageId=70226443</a>
(COVID-19-AR, 2020)	5000+	COVID-19 (+)	X-Ray	Cinsiyet, yaş ve laboratuvar bilgileri	<a href="https://www.hmhosptales.com/coronavirus/covid-data-save-lives/english-version">https://www.hmhosptales.com/coronavirus/covid-data-save-lives/english-version</a>
(Covid Data Save Lives, 2020)	30000	Zatürre Sağlıklı	X-Ray	Cinsiyet, yaş, entübe tarihi, laboratuvar bilgileri	<a href="https://www.kaggle.com/nih-chest-xrays/data">https://www.kaggle.com/nih-chest-xrays/data</a>
(Shih vd., 2019)	5000	Zatürre Sağlıklı	X-Ray	Yok	<a href="https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia">https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia</a>
(Chowdhury vd., 2020)	20000+	COVID-19 (+) Zatürre Sağlıklı	X-Ray	Yok	<a href="https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database">https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database</a>
(Bustos vd., 2020)	160000	Zatürre Sağlıklı	X-Ray	Yaş, cinsiyet, görüntü pozisyonu,	<a href="https://bimcv.cipf.es/bimcv-projects/padchest">https://bimcv.cipf.es/bimcv-projects/padchest</a>
(Vayá vd., 2020)	2265	COVID-19 (+) Zatürre Sağlıklı	X-Ray, CT	Yaş, cinsiyet, görüntü pozisyonu,	<a href="https://github.com/BIMCV-CSUSP/BIMCV-COVID-19">https://github.com/BIMCV-CSUSP/BIMCV-COVID-19</a>
(Irvin vd., 2019)	224316	COVID-19 (+) Zatürre Sağlıklı	X-Ray	Radyografik bulgu	<a href="https://stanfordmlgroup.github.io/competitions/chexpert/">https://stanfordmlgroup.github.io/competitions/chexpert/</a>
(Zunair vd., 2021)	21295	Covid 19 (+)	X-Ray	Yok	<a href="https://github.com/hasibzunair/synthetic-covid-cxr-dataset">https://github.com/hasibzunair/synthetic-covid-cxr-dataset</a>
(Wang ve Wong, 2020)	16352	COVID-19 (+) Zatürre Sağlıklı	X-Ray	Yaş, cinsiyet, ateş, görüntüye dair notlar.	<a href="https://github.com/lindawang/COVID-Net">https://github.com/lindawang/COVID-Net</a>
(COVID-19 X rays, 2020)	99	COVID-19 (+) Sağlıklı	X-Ray, CT	Görüntü referansı	<a href="https://www.kaggle.com/andrewmvd/convid19-X-Rays">https://www.kaggle.com/andrewmvd/convid19-X-Rays</a>
(COVID-19 CT scans, 2020)	138	Sağlıklı Tüberküloz	X-Ray	Yaş, cinsiyet	<a href="https://www.kaggle.com/raddar/tuberculosis-chest-xrays-montgomery">https://www.kaggle.com/raddar/tuberculosis-chest-xrays-montgomery</a>
(COVID-19 CT scans, 2020)	662	Sağlıklı Tüberküloz	X-Ray	Yaş, cinsiyet	<a href="https://www.kaggle.com/raddar/tuberculosis-chest-xrays-shenzhen">https://www.kaggle.com/raddar/tuberculosis-chest-xrays-shenzhen</a>
(Patel, 2021)	6432	COVID-19 (+) Zatürre Sağlıklı	X-Ray	Yok	<a href="https://www.kaggle.com/prashant268/chest-xray-covid19-pneumonia">https://www.kaggle.com/prashant268/chest-xray-covid19-pneumonia</a>

Literatürde COVID-19 tespiti amaçlı yukarıda verilen veri kümelerini kullanan çalışmalar, GAN ile sentetik veri üretiminin yapıldığı çalışmalar ve transfer öğrenimi yöntemlerini kullanan çalışmalar olmak üzere iki alt başlık altında kapsamlı olarak incelenmiştir.

### 3. Göğüs X-Ray Görüntüleri Üzerinden COVID-19 Tespiti Yapan Çalışmalar (The Studies on the COVID-19 Detection from Chest X-Ray Images)

Özellikle medikal görüntüler üzerinde yapılan çalışmalar ele alındığında, gerçeğe yakın sentetik veri üretimi, veri kümesinin çoğaltılması önemli bir açık problemdir. Bu çalışmada, göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespiti yapan çalışmalar arasından özellikle GAN ile sentetik veri üretimi yapılan çalışmalar ele alınarak, bu problem için GAN başarımı değerlendirilmiştir. Bunun yanı sıra son yıllarda başarılı sonuçların elde edildiği transfer öğrenimi mimarilerinin göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespiti amaçlı kullanımını içeren çalışmalar ve elde edilen sonuçlar detaylarıyla incelenmiştir.

#### 3.1. GAN ile Sentetik Veri Üretimi Yapan Çalışmalar (The Studies on the Generation of Synthetic Data by using GANs)

COVID-19 pandemi sürecinin ilk dönemlerinde yapılan çalışmalarda, yapay zekâ modellerinin ihtiyaç duyduğu kadar göğüs X-Ray görüntülerini içeren büyük boyutlu veri kümeleri mevcut değildi. Bu nedenle, eldeki veri kümelerinde yer alan görüntülerden sentetik görüntüler üretilerek, kullanılan veri kümeleri genişletildi. GAN ağ

modelleri 2014 yılında Goodfellow ve arkadaşlarının çalışmasında (Goodfellow vd., 2014) verilen oyun teorisi temel alınarak tasarlanmıştır. Bu ağ modelleri eldeki verilerle aynı istatistiklere sahip sentetik veriler oluşturmayı hedefler. Bu bölümde göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden GAN kullanılarak sentetik veri üretimi gerçekleştiren ve sonrasında farklı makine öğrenmesi ve/veya derin öğrenme yöntemleriyle COVID-19 tespiti yapan çalışmalar verilmiştir. Bu çalışmalarda kullanılan modeller ve başarımları detaylandırılmıştır.

Rasheed ve arkadaşlarının çalışmasında (Rasheed vd., 2021), göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespiti amaçlı, lojistik regresyon (LR), Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis-PCA) ve CNN tabanlı sınıflandırma yapılmıştır. Çalışmada GAN ile sentetik veri üretimi yapılmıştır, bu amaçla (Cohen vd., 2020; Shih vd., 2019)'de verilen veri kümeleri ve bu veri kümelerinden oluşturulan sentetik veriler kullanılmıştır. Çalışmada, 52'si sentetik 250 COVID-19(+) X-Ray görüntüsü, 40'ı sentetik sağlıklı X-Ray görüntüsü kullanılmıştır. Modelde lojistik regresyon ve CNN sınıflandırma ile sırasıyla %95,2 ve %97,6 doğruluk oranı sağlanırken, PCA ve CNN ile ise sırasıyla %97,6 ve %100 doğruluk oranı sağlanmıştır.

Zebin ve Rezvy tarafından yapılan çalışmada (Zebin ve Rezvy, 2020), COVID-19 X-Ray görüntüleri için (Cohen vd., 2020)'de verilen veri kümesi, zatürre ve sağlıklı göğüs X-Ray görüntüleri için ise (Shih vd., 2019)'de verilen veri kümeleri kullanılmıştır. Bu üç farklı veri kümesi için 300'er X-Ray görüntüsü bulunmaktadır. Ayrıca, 100 tane sentetik X-Ray görüntüsü GAN kullanılarak üretilmiştir. Çalışmada, önceden eğitilmiş CNN modeli tabanlı transfer öğrenme yöntemlerinden olan VGG16, ResNet50 ve EfficientNetB0 modelleri kullanılmıştır. Bu modeller kullanılarak sırasıyla VGG16, ResNet50 ve EfficientNetB0 için %90, %94,3 ve %96,8 doğruluk oranıyla sınıflandırma gerçekleştirilmiştir.

Motamed ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada (Motamed vd., 2020), CNN modellerinin gerekli veri kümesi ile beslenmediğinde yaşanan problemleri aşmak için çözüm yolları aranmıştır. (Wang ve Wong, 2020)'da verilen veri kümesinden 300 COVID-19(+), 300 sağlıklı, 300 zatürre göğüs X-Ray görüntüsü, (Kermany vd., 2018) veri kümesinden 500 sağlıklı ve 500 zatürre görüntüsü eğitim veri kümesi için kullanılmıştır. Sentetik veri üreten GAN mimarisi için veri kümelerindeki diğer görüntülerden de faydalanılmıştır. Çalışmada, geleneksel sentetik veri üretimi, IAGAN, DCGAN mimarileri kıyaslandığında en iyi sonuç IAGAN ile alınmıştır.

Khalifa ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada (Khalifa vd., 2020), %10 gerçek veri, %90 eldeki verilerden GAN ile üretilmiş sentetik veri ile bir COVID-19 tespiti gerçekleştirilmiştir. Sağlıklı ve zatürre göğüs X-Ray görüntülerinden oluşan veri kümesi (Kermany vd., 2018) kullanılmıştır. Resnet 18 modeli ile %99 başarı sağlanmıştır.

Loey ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada (Loey vd., 2020), (Kermany vd., 2018 ;Cohen vd., 2020)'deki veri kümelerinden görüntüler ile sentetik veri üretilerek COVID-19 tespiti gerçekleştirilmiştir. Toplamda 307; COVID-19(+), sağlıklı, bakteriyel zatürre ve viral zatürre göğüs X-Ray görüntülerinden oluşan veri kümesi kullanılmıştır. Resnet 18, GoogLeNet ve AlexNet ile ikili sınıflandırmada %100 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Waheed ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada (Waheed vd., 2020), (Cohen vd., 2020; COVID-chestxray-dataset, 2020; Chowdhury vd., 2020)'deki veri kümelerinden görüntüler ile sentetik veri üretilerek COVID-19 tespiti gerçekleştirilmiştir. Toplamda 1124; COVID-19(+) ve sağlıklı göğüs X-Ray görüntülerinden oluşan veri kümesi kullanılmıştır. Geliştirilen CNN modeli ile eldeki veri kümesi ile %85 doğruluk oranı elde edilirken, üretilen sentetik verilerin de dahil olduğu veri kümesi ile ise %95 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Tabik ve arkadaşlarının çalışmasında (Tabik vd., 2020), veri ön işleme aşamasında GAN ile segmentasyon işlemi yapılmıştır. Toplamda 852; COVID-19 ve sağlıklı göğüs X-Ray görüntülerinden oluşan ve çalışmada verilen veri kümesi kullanılmıştır. Geliştirilen COVID-SDNET modeli ile %80 doğruluk oranı, %81,75 F1-skoru elde edilmiştir.

Yukarıda verilen literatürde yer alan çalışmalar göz önüne alındığında, özellikle GAN ile sentetik göğüs X-Ray görüntülerinin oluşturulduğu veri kümelerinin kullanımının model başarımlarını arttırdığı açıktır.

### 3.2. Transfer Öğrenimi ile COVID-19 Tespiti Yapan Çalışmalar (The Studies on the COVID-19 Detection by using Transfer Learning)

Önceden eğitilmiş transfer öğrenimi mimarilerinin kullanımı, yapay zekânın medikal alandaki çalışmalarında artış göstermektedir. Öğrenme aktarımı sayesinde görüntüler üzerinde daha yüksek doğruluk oranıyla çalışmalar yapılabilir. Bu bölümde özellikle önceden eğitilmiş CNN tabanlı transfer öğrenimi modellerinin, göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespiti amaçlı kullanıldığı çalışmalar ele alınmıştır.

Chowdhury ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada (Chowdhury vd., 2020), COVID-19(+) göğüs X-Ray görüntüleri için (Cohen vd., 2020; Chowdhury vd., 2020; SIRM, 2021; Chest Imaging, 2021)'de verilen veri kümeleri, zatürre ve sağlıklı göğüs X-Ray görüntüleri için ise sırasıyla (Wang vd., 2017)'de ve (Shih vd., 2019)'de, verilen veri kümeleri kullanılmıştır. Bu üç farklı veri kümesinin için sırasıyla 423, 1579, 1475 göğüs X-Ray görüntüsü seçilerek bir veri kümesi oluşturulmuştur. Bu çalışmada 2000'den fazla sentetik görüntü üretilmiştir, çalışmada sentetik görüntülerin yer almadığı veri kümesiyle elde edilen sonuçlarla, sentetik verilerin yer aldığı veri kümesiyle elde edilen sonuçlar kıyaslanmıştır. En iyi başarıyı, sentetik veri kullanılan ve ikili sınıflandırma çalışmasında önceden eğitilmiş CNN modeli tabanlı transfer öğrenme yöntemlerinden olan DenseNet201 ile sağlamıştır. İkili sınıflandırma sonucu %99,7 doğruluk oranı, çoklu sınıflandırma sonucu %97,9 doğruluk oranı sağlanmıştır.

Jain ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada (Jain vd., 2021), 1583 sağlıklı, 576 COVID-19(+), 4273 zatürre X-Ray görüntüsü içeren (Patel, 2021)'da verilen veri kümesini kullanılmıştır. CNN tabanlı Xception net, Inception v3 ve ResNet mimarileri içinde Xception modeli %97,97 doğruluk oranı ile en başarılı sonucu vermiştir.

Öksüz ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada (Öksüz vd., 2020), COVID-19(+), zatürre ve sağlıklı göğüs X-Ray görüntüleri için (Chowdhury vd., 2020)'de verilen veri kümesi kullanılmıştır. Çalışmada, önceden eğitilmiş CNN modeli tabanlı transfer öğrenme yöntemleri olan EfficientNet-B0, ShuffleNet ve FuzzyNet kullanılarak hibrit bir model geliştirilmiştir. Modelde %98,30 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Chouhan ve arkadaşlarının çalışmalarında (Chouhan vd., 2020), beş farklı CNN modeli tabanlı transfer öğrenme yöntemi kullanarak göğüs X-Ray görüntülerinden zatürre tespiti gerçekleştirilmiştir. Çalışmada, (NIH, 2021)'de verilen veri kümesinde yer alan 5232 göğüs X-Ray görüntüsü kullanılmıştır. 1346 sağlıklı göğüs X-Ray görüntüsü, 2538 bakteriyel zatürre göğüs X-Ray görüntüsü ve 1345 viral zatürre göğüs X-Ray görüntüsü kullanılmışlardır. AlexNet, Densenet201, Inception v3, GoogleLeNet, Resnet 18 ile yaptıkları çalışmalar sonrasında önerdikleri Ensemble Model ile %96,3 doğruluk oranı ile en iyi sonucu elde etmişlerdir.

Pathak ve arkadaşları tarafından yapılan COVID-19 sınıflandırma çalışmasında (Pathak vd., 2020), 219 COVID-19(+), 1341 sağlıklı ve 1345 viral zatürre CT görüntüsü veri kümesi (Dilbag vd., 2020) kullanılmıştır. CNN modeli tabanlı transfer öğrenme yöntemiyle geliştirdikleri ResNet-50 ile en iyi sonuçları elde etmişlerdir. Model %96 doğruluk oranı sağlamıştır.

Apostolopoulos ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada (Apostolopoulos vd., 2020), 504 sağlıklı göğüs X-Ray görüntüsü, 700 bakteriyel zatürre X-Ray görüntüsü ve 224 COVID-19 X-Ray görüntüsü içeren küçük veri kümesi (Cohen vd., 2020) kullanarak CNN modeli tabanlı transfer öğrenme yöntemlerinden olan VGG-19 (VGG-19, 2021) modeli ile çalışmışlardır. Model ikili sınıflandırmada %98,75, çoklu sınıflandırmada ise %93,48 doğruluk oranı sağlamıştır.

Hemdan ve arkadaşları çalışmalarında (Hemdan vd., 2020), göğüs X-Ray görüntülerinin CT görüntülerine kıyasla erişiminin daha kolay olduğunun altını çizerek küçük veri kümesi ile bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. (Cohen vd., 2020)'de verilen göğüs X-Ray COVID-19 görüntü veri kümesi ve (Zebin ve Rezvy, 2020)'de verilen sağlıklı görüntüler içinden 25 COVID-19(+), 25 sağlıklı görüntü üzerine çalışmışlardır. Göğüs X-Ray görüntüleri üzerine Bilgisayar Destekli Tasarım (Computer-Aided Diagnosis-CAD) çalışması yapıp, model olarak VGG-19 ve DenseNet201 kullanılmıştır. Her iki yöntem için de %90 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Ying ve arkadaşları üç boyutlu CT görüntülerini parçalayarak elde ettikleri görüntüleri çoğaltarak COVID-19 tespiti gerçekleştirmişlerdir (Ying vd., 2020). 88 COVID-19(+), 101 zatürre, 86 sağlıklı bireyin üç boyutlu CT görüntüleri parçalanarak 777 COVID-19(+), 505 zatürre, 708 sağlıklı insan verisi sağlanmıştır. CNN modeli tabanlı transfer öğrenme yöntemi olarak geliştirdikleri DRE-Net ile %94 doğruluk oranı ile en iyi sonuçları elde etmişlerdir.

Öztürk ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada (Öztürk vd., 2021), 125 COVID-19(+), 500 zatürre, 500 sağlıklı göğüs X-Ray görüntüsü içeren veri kümeleri (Cohen vd., 2020; Wang ve Wong, 2020) kullanılmıştır. Çalışmada, DarkNet (Redmon ve Farhadi, 2017) üzerine geliştirdikleri DarkCovidNet mimarisi ile çalışılmıştır. Çalışma sonucunda %98,08 doğruluk oranı ve %96,51 F1-skoru elde edilmiştir.

Ahmed ve arkadaşlarının çalışmasında (Ahmed vd., 2020), (Irvin vd., 2019; Wang ve Wong, 2020)'daki veri kümelerinden 15,134 görüntü kullanılmıştır. Görüntüler; 238 COVID-19(+), 6045 zatürre, 8851 sağlıklı görüntü içermektedir. Önerdikleri ReCoNet mimarisi ile %97,48 doğruluk oranı elde etmişlerdir.

Farooq ve arkadaşları çalışmalarında (Farooq vd., 2020), (Wang ve Wong, 2020) veri kümesinden 45 COVID-19(+), 1203 normal, 931 bakteriyel zatürre, 660 viral zatürre görüntülerini kullanmışlardır. Res-Net 50 mimarisi üzerine geliştirdikleri Covid-ResNet ile bir model önermişlerdir. Çalışma sonucunda %96,23 doğruluk oranı elde edilmiştir. Sağlıklı, bakteriyel zatürre, viral zatürre, COVID-19(+) sınıfları için sırasıyla %97,84, %96,37, %93,33, %100 F1-skoru elde edilmiştir.

Togaçar ve arkadaşları göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespiti gerçekleştirmiştir (Toğaçar vd., 2020). Çalışmada (Cohen vd., 2020; Chowdhury vd., 2020; Hosseiny vd., 2020; Ahmed vd., 2020) veri kümelerinden 458 görüntü kullanılmıştır. Veri kümesinde; 295 COVID-19, 65 sağlıklı, 98 zatürre görüntüsü vardır. MobileNetV2 ve SqueezeNet kullanılan çalışmada %99,27 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Khan ve arkadaşları çalışmalarında (Khan vd., 2020), (Shih vd., 2019; Cohen vd., 2020) veri kümelerinden 1251 görüntü kullanmışlardır. Veri kümesinde; 284 COVID-19(+), 310 sağlıklı, 330 bakteriyel zatürre, 327 viral zatürre görüntü yer almaktadır. Çalışmada CNN tabanlı Xception mimarisi üzerine geliştirdikleri CoroNet ile çalışmışlardır. Çalışmada %89,50 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Hammoudi ve arkadaşları (Hammoudi vd., 2020) 'de verilen çalışmalarında, (Shih vd., 2019; Cohen vd., 2020)'de verilen veri kümeleri içinden 6,008 görüntü kullanmışlardır. Veri kümesinde; zatürre ve sağlıklı 5,863 görüntü, COVID-19(+) 145 görüntü vardır. Çalışmada CNN tabanlı DenseNet169 mimarisi ile çalışmışlardır. Çalışmada %95,72 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Singh ve arkadaşları çalışmalarında (Singh vd., 2021), (Mooney, 2018; Cohen vd., 2020; SIRM, 2021) veri kümelerinden 3057 görüntü kullanılmıştır. Veri kümesinde; 1345 zatürre, 1341 sağlıklı ve 371 COVID-19(+) görüntüsü vardır. Çalışmada HSGO mimarisi ile çalışılmış olup, %99,65 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Das ve arkadaşları çalışmalarında (Das vd., 2021) , (Money 2018; Cohen vd., 2020; COVID-chestxray-dataset, 2020; Irvin 2020; Chest Imaging, 2021; SIRM, 2021) veri kümelerinden 1006 tane göğüs X-Ray görüntüsü kullanılmıştır. Veri kümesinde 538 COVID-19(+), 468 sağlıklı görüntü yer almaktadır. Çalışmada CNN tabanlı transfer öğrenimi mimarilerinden DenseNet201, ResNet50v2 and Inceptionv3 ve önerilen model ile çalışmışlardır. Çalışmada önerilen model ile %95,7 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Sethy ve arkadaşlarının çalışmasında (Sethy ve Behera, 2020), (Cohen vd., 2020; Openi, 2020) veri kümelerinden 50 tane göğüs X-Ray görüntüsü kullanılmıştır. Veri kümesinde, 25 COVID-19(+), 25 sağlıklı göğüs X-Ray görüntüsü yer almaktadır. Çalışmada ResNet50 ile çalışılmış olup, önerilen model ile %95,28 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Polat ve arkadaşlarının çalışmasında (Polat vd., 2021), (Wang vd., 2017; Irvin vd., 2019; Cohen vd., 2020) veri kümelerinden 1751 tane göğüs X-Ray görüntüsü kullanılmıştır. Veri kümesi 229 COVID-19(+), 1522 normal görüntüden oluşturulmuştur. Çalışmada CNN tabanlı transfer öğrenimi mimarilerinden DenseNet-161 üzerine yapılan ince ayarlar ile geliştirilen nCovNet olarak adlandırdıkları mimari ile çalışmışlardır. Çalışmada önerilen model ile %97,10'luk doğruluk oranı elde edilmiştir.

Sahlol ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada (Sahlol vd., 2020), sırasıyla 459 ve 462 göğüs X-Ray görüntüsü içeren iki veri kümesi (Shih vd., 2019; Chowdhury vd., 2020) ile çalışılmıştır. Eldeki verilerin öznetelik çıkarımı için Marine Predators Algoritması (MPA) kullanılmıştır. Çalışmada Inception mimarisi kullanılmıştır. Bu mimariyle birinci ve ikinci veri kümelerinden sırasıyla %98,7 ve %98,2 doğruluk oranları, %99,6 ve %99 F-1 skoru elde edilmiştir.

Bozkurt çalışmasında (Bozkurt, 2021), (Chowdhury vd., 2020) veri kümesinden 1200 adet COVID-19(+), 1345 adet viral zatürre ve 1341 adet sağlıklı göğüs X-Ray görüntüsü kullanılmıştır. Çalışmada CNN tabanlı transfer öğrenimi mimarilerinden VGG-16, VGG-19, ResNet50, Inception v3, Xception, AlexNet, DenseNet121 mimarileri ile sırasıyla %95.76, %95.50, %93.32, %93.70, %95.50, %95.76, %97.17 doğruluk oranları; %95.84, %95.59, %93.41, %93.75, %95.58, %95.81, %97.26 F-1 skoru elde edilmiştir.

Ismael ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada (Ismael vd., 2021), (Cohen vd., 2020) veri kümesinden 180 COVID-19(+), 200 adet sağlıklı göğüs X-Ray görüntüsü kullanılmıştır. Çalışmada CNN tabanlı transfer öğrenimi mimarilerinden VGG-16 ile %85.26, ResNet18 ile %88.42, ResNet50 ile %92.63, ResNet101 ile %87.37, VGG-19 ile %89.47 doğruluk oranı elde edilmiştir. Çalışmada %94.7 doğruluk oranı ile en iyi sonuç, ResNet50 ve SVM ile elde edilmiştir.



Yukarıda verilen çalışmalarda da görüldüğü gibi göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespiti amaçlı transfer öğrenimi modellerinin kullanımı model başarımlarını önemli oranda arttırmaktadır. Bu çalışmalara ait özet bilgiler aşağıdaki Tablo 2'de verilmiştir. Tabloda çalışmalarda kullanılan modeller, veri kümeleri, çalışılan örneklem sayıları, görüntü tipi, sentetik veri kullanılıp kullanılmadığı bilgisi ve önerilen çalışmanın performans metrikleri verilmiştir. Tabloda verilen çalışmalar incelendiğinde, transfer öğrenimi kullanılan modeller için özellikle sentetik veri üretimi yapılan çalışmalarda performansın yüksek olduğu görülebilir.

**Tablo 2.** Göğüs X-Ray Görüntüleri Üzerinden COVID-19 Tespiti Yapan Çalışmalar (The Studies on the COVID-19 Detection from Chest X-Ray Images)

Referans	Model	Kullanılan Veri Kümesi	Çalışılan Örneklem Sayıları	Görüntü Tipi	Sentetik Veri	Performans (%)
Rasheed (Rasheed vd., 2021)	GAN+CNN+LR	(Shih vd., 2019; Cohen vd., 2020)	250 COVID-19 (+) 250 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=97,6
Rasheed (Rasheed vd., 2021)	GAN+CNN+PCA	(Shih vd., 2019; Cohen vd., 2020)	250 COVID-19 (+) 250 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=100 F1-Skoru=100 Kesinlik=100 Duyarlılık=100
Zebin (Zebin ve Rezvy, 2020)	VGG16, ResNet50, EfficientNet-B0	(Shih vd., 2019; Cohen vd., 2020)	300 COVID-19 (+) 300 Zatürre 300 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=90 Doğruluk Oranı=94,3 Doğruluk Oranı=96,8
Chowdhury (Chowdhury vd., 2020)	DenseNet201	(Wang vd., 2017; Shih vd., 2019; Cohen vd., 2020; Chowdhury vd., 2020; SIRM, 2021; Chest Imaging, 2021)	423 COVID-19 (+) 1485 Zatürre 1579 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=99,7
Chowdhury (Chowdhury vd., 2020)	DenseNet201	(Wang vd., 2017; Shih vd., 2019; Cohen vd., 2020; Chowdhury vd., 2020; SIRM, 2021; Chest Imaging, 2021)	423 COVID-19 (+) 1579 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=97,9
Khalifa (Khalifa vd., 2020)	GAN + Resnet18	(Kermany vd., 2018)	(%10 Gerçek Veri + %90 Sentetik Veri)	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=99 F1-Skoru=98,97 Kesinlik=98,97 Duyarlılık=98,97
Khalifa (Khalifa vd., 2020)	GAN + Googlenet	(Kermany vd., 2018)	(%10 Gerçek Veri + %90 Sentetik Veri)	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=96,8 F1-Skoru=98,47 Kesinlik=98,63 Duyarlılık=98,31
Khalifa (Khalifa vd., 2020)	GAN + SqueezeNet	(Kermany vd., 2018)	(%10 Gerçek Veri + %90 Sentetik Veri)	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=97,8 F1-Skoru=94,46 Kesinlik=93,6 Duyarlılık=95,88
Jain(Jain vd., 2021)	Xception	(Patel, 2021)	576 COVID-19 (+) 4273 Zatürre 1583 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=97,97 F1-Skoru=94,6 Kesinlik=98 Duyarlılık=96
Jain(Jain vd., 2021)	Inception v3	(Patel, 2021)	576 COVID-19 (+) 4273 Zatürre 1583 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=96 F1-Skoru=95 Kesinlik=93,6 Duyarlılık=96,3
Jain(Jain vd., 2021)	ResNeXT	(Patel, 2021)	576 COVID-19 (+) 4273 Zatürre 1583 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=93 F1-Skoru=90,3 Kesinlik=94 Duyarlılık=88
Öksüz (Öksüz vd., 2020)	Ensemble-CVDNet	(Chowdhury vd., 2020)	219 COVID-19(+) 1345 Zatürre 1341 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=98,30 F1-Skoru=97,61
Öksüz (Öksüz vd., 2020)	EfficientNetB0	(Chowdhury vd., 2020)	219 COVID-19(+) 1345 Zatürre 1341 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=97,43 F1-Skoru=96,55
Öksüz (Öksüz vd., 2020)	SqueezeNet	(Chowdhury vd., 2020)	219 COVID-19(+) 1345 Zatürre 1341 Normal	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=95,3 F1-Skoru=91,67
Öksüz (Öksüz vd., 2020)	ShuffleNet	(Chowdhury vd., 2020)	219 COVID-19(+) 1345 Zatürre 1341 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=96,4 F1-Skoru=95,21
Öksüz (Öksüz vd., 2020)	MobileNet-v2	(Chowdhury vd., 2020)	219 COVID-19(+) 1345 Zatürre 1341 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=97,41 F1-Skoru=96,04
Chouhan (Chouhan vd., 2020)	Topluluk modeli (AlexNet+ Densenet121+Inception v3+ GoogleLeNet + Resnet 18)	(NIH, 2021)	1346 Sağlıklı 2538 Bakteriyel zatürre 1345 Viral zatürre	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=96,3 Kesinlik=93,28 Duyarlılık=99,62 AUC=99,34
Pathak(Pathak vd., 2020)	Resnet-50	(Dilbag vd., 2020)	413 COVID-19(+) 439 Normal	Göğüs CT	Yok	Doğruluk Oranı=93 F1-Skoru=95,18

Apostolopoulos(Apostolopoulos vd., 2020)	VGG-19	(Cohen vd., 2020)	224 COVID-19(+) 700 Zatürre 504 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=93,48
Apostolopoulos(Apostolopoulos vd., 2020)	VGG-19	(Cohen vd., 2020)	224 COVID-19(+) 504 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=98,75
Apostolopoulos(Apostolopoulos vd., 2020)	Mobile Net	(Cohen vd., 2020)	224 COVID-19(+) 700 Zatürre 504 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=92,85
Apostolopoulos(Apostolopoulos vd., 2020)	Mobile Net	(Cohen vd., 2020)	224 COVID-19(+) 504 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=97,40
Hemdan (Hemdan vd., 2020)	VGG-19	(Shih vd., 2019; Cohen vd., 2020)	25 COVID-19 (+) 25 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=90 F1-Skoru=91,5 Kesinlik=90 Duyarlılık=90
Hemdan (Hemdan vd., 2020)	DenseNet201	(Shih vd., 2019; Cohen vd., 2020)	25 COVID-19 (+) 25 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=90 F1-Skoru=91,5 Kesinlik=90 Duyarlılık=90
Hemdan (Hemdan vd., 2020)	Xception	(Shih vd., 2019; Cohen vd., 2020)	25 COVID-19 (+) 25 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=90 F1-Skoru=79 Kesinlik=85,5 Duyarlılık=80
Öztürk (Öztürk vd., 2021)	DarkCovidNet	(Cohen vd., 2020; Wang ve Wong, 2020)	125 COVID-19(+) 500 Zatürre 500 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=87,02 F1-Skoru=87,37 Kesinlik=89,96 Duyarlılık=85,35
Öztürk (Öztürk vd., 2021)	DarkCovidNet	(Cohen vd., 2020; Wang ve Wong, 2020)	125 COVID-19(+) 500 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=98,08 F1-Skoru=96,51 Kesinlik=98,03 Duyarlılık=95,13
Ahmed (Ahmed vd., 2020)	ReCoNet	(Irvin vd., 2019; Wang ve Wong, 2020)	238 COVID-19(+) 6045 Zatürre 8851 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=97,48 Duyarlılık=97,39
Farooq (Farooq vd., 2020)	Covid-ResNet	(Wang ve Wong, 2020)	45 COVID-19(+) 1203 Sağlıklı 931 Bakteriyel zatürre 660 Viral zatürre	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=96,23 F1-Skoru=96,88
Toğaçar (Toğaçar vd., 2020)	MobileNetV2,	(Cohen vd., 2020; Chowdhury vd., 2020; Hosseiny vd., 2020; Ahmed vd., 2020)	295 COVID-19(+) 98 Zatürre 65 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=97,81 F1-Skoru=95,58 Kesinlik=96,02 Duyarlılık=95,51
Toğaçar (Toğaçar vd., 2020)	,SqueezeNet	(Cohen vd., 2020; Chowdhury vd., 2020; Hosseiny vd., 2020; Ahmed vd., 2020)	295 COVID-19(+) 98 Zatürre 65 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=98,54 F1-Skoru=99,06 Kesinlik=98,52 Duyarlılık=96,49
Khan (Khan vd., 2020)	CoroNet	(Shih vd., 2019; Cohen vd., 2020)	284 COVID-19 310 Sağlıklı 330 Bakteriyel zatürre 327 Viral zatürre	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=89,5 F1-Skoru=98 Kesinlik=97
Hammoudi (Hammoudi vd., 2020)	DenseNet169	(Shih vd., 2019; Cohen vd., 2020)	145 COVID-19 (+) 5,863 Normal ve zatürre	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=95,72
Singh (Singh vd., 2021)	HSGO	(Mooney, 2018; Cohen vd., 2020; SIRM, 2021)	371 COVID-19 (+) 1341 Sağlıklı 1345 Zatürre	Göğüs -Xray	Yok	Doğruluk Oranı=99,65 F1-Skoru=99,65 Kesinlik=99,66 Duyarlılık=99,65
Das (Das vd., 2021)	Önerilen Model	(Money 2018; Cohen vd., 2020; COVID-chestxray-dataset, 2020; Irvin 2020; Chest Imaging, 2021; SIRM, 2021)	538 COVID-19 (+) 468 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=95,7 Duyarlılık=98 F1- Score=96,2
Das (Das vd., 2021)	DenseNet201, l	(Money 2018; Cohen vd., 2020; COVID-chestxray-dataset, 2020; Irvin 2020; Chest Imaging, 2021; SIRM, 2021)	538 COVID-19 (+) 468 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=95,7 Duyarlılık=92 F1- Score=94,4
Das (Das vd., 2021)	ResNet50v2	(Money 2018; Cohen vd., 2020; COVID-chestxray-dataset, 2020; Irvin 2020; Chest Imaging, 2021; SIRM, 2021)	538 COVID-19 (+) 468 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=95,7 Duyarlılık=98 F1- Score=95,8
Das (Das vd., 2021)	Inceptionv3	(Money 2018; Cohen vd., 2020; COVID-chestxray-dataset, 2020; Irvin 2020; Chest Imaging, 2021; SIRM, 2021)	538 COVID-19 (+) 468 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=95,7 Duyarlılık=93 F1- Score=94,8
Sethy (Sethy ve Behera, 2020)	ResNet50+ SVM	(Cohen vd., 2020; Openi, 2020)	25 COVID-19(+) 25 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=95,33 Duyarlılık=95,33 F1-Skoru=95,34
Polat (Polat vd., 2021)	nCoV-Net	(Wang vd., 2017; Irvin vd., 2019; Cohen vd., 2020)	229 COVID-19(+) 1522 Zatürre	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=97,10 Duyarlılık=100 Kesinlik=96,72
Loey (Loey vd., 2020)	GAN+ ResNet18	(Kermany vd., 2018; Cohen vd., 2020)	69 COVID-19 79 Sağlıklı,	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=100 F1-Skoru=100 Kesinlik=100

						Duyarlılık=100
Loey (Loey vd., 2020)	GAN+ ResNet18	(Kermany vd., 2018; Cohen vd., 2020)	69 COVID-19 79 Sağlıklı, 79 Bakteriyel zatürre	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=81,48 F1-Skoru=84,66 Kesinlik=88,10 Duyarlılık=81,48
Loey (Loey vd., 2020)	GAN+ ResNet18	(Kermany vd., 2018; Cohen vd., 2020)	69 COVID-19 79 Sağlıklı, 79 Bakteriyel zatürre 79 Viral zatürre	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=69,46 F1-Skoru=69,46 Kesinlik=72,5 Duyarlılık=66,67
Loey (Loey vd., 2020)	GAN+ Googlenet	(Kermany vd., 2018; Cohen vd., 2020)	69 COVID-19 79 Sağlıklı,	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=100 F1-Skoru=100 Kesinlik=100 Duyarlılık=100
Loey (Loey vd., 2020)	GAN+ Googlenet	(Kermany vd., 2018; Cohen vd., 2020)	69 COVID-19 79 Sağlıklı, 79 Bakteriyel zatürre	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=81,48 F1-Skoru=81,46 Kesinlik=81,44 Duyarlılık=81,48
Loey (Loey vd., 2020)	GAN+ Googlenet	(Kermany vd., 2018; Cohen vd., 2020)	69 COVID-19 79 Sağlıklı, 79 Bakteriyel zatürre 79 Viral zatürre	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=80,56 F1-Skoru=82,32 Kesinlik=84,17 Duyarlılık=80,56
Waheed (Waheed vd., 2020)	GAN + CNN	(Cohen vd., 2020; COVID-chestxray-dataset, 2020; Chowdhury vd., 2020)	403 COVID-19 721 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=95 Duyarlılık=90
Tabik (Tabik vd., 2020)	GAN + COVID-SDNET	(Tabik vd., 2020)	426 COVID-19 (+) 426 Sağlıklı	Göğüs X-Ray	Var	Doğruluk Oranı=81
Bozkurt (Bozkurt, 2021),	DenseNet121	(Chowdhury vd., 2020)	1200 COVID-19(+), 1341 Sağlıklı, 1345 Viral zatürre	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=97.17 F1-Skoru=97.26 Kesinlik=97.31 Duyarlılık=97.23
(Ismael vd., 2021)	ResNet50+SVM	(Cohen vd., 2020)	180 COVID-19(+), 200 Sağlıklı,	Göğüs X-Ray	Yok	Doğruluk Oranı=95.79 F1-Skoru=95.92 Duyarlılık=94.00

#### 4. Sonuç ve Tartışma (Result and Discussion)

Bu çalışmada literatürde yer alan göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespiti amaçlı önerilen yöntemler detaylı olarak incelenmiştir. Bu kapsamda göğüs X-Ray görüntülerini içeren veri kümeleri ve bu veri kümelerinin özellikleri verilmiştir. Bunun yanı sıra, çalışma kapsamında özellikle, sentetik veri üretimi ve transfer öğrenim mimarilerinin bu alandaki başarımları araştırılarak önerilen modeller doğruluk oranı, F1-skor, kesinlik ve duyarlılık metrikleri açısından karşılaştırılmıştır.

Literatürde yer alan çalışmalar incelendiğinde göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespiti amaçlı, farklı transfer öğrenme modellerinin kullanımıyla model başarımının artırıldığı açıktır. Ayrıca sentetik veri üretiminin ve transfer öğrenmenin bir arada kullanıldığı çalışmaların da olduğu ve bu modellerin başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Bu çalışma ile göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden COVID-19 tespiti yapan diğer çalışmalar için yol gösterici bir rehber olması açısından, veri kümelerinin kolayca erişiminin sağlanması ve yapılan çalışmaların karşılaştırmalı olarak raporlanması amaçlanmaktadır.

Yukarıdaki bölümlerde verilen ve kapsamlı olarak incelenen birçok çalışmada, daha yüksek başarımlı sonuçların elde edilmesinin ancak farklı modellerin ve sınıflandırıcıların bir arada hibrit olarak denenmesi ile elde edileceği sonucu verilmiştir. Bu kapsamda özellikle göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden dokusal özniteliklerin çıkarılması önemlidir. 2021 yılında yapılan çalışmalarda dokusal özniteliklerin çıkarılması amaçlı yerel ikili örüntü (Local Binary Pattern – LBP) (Bozkurt ve Bayram; 2021) tabanlı modellerin farklı sınıflandırıcılar ile kullanılmasının model başarımını arttırdığı gözlemlenmiştir.

Bunun yanı sıra tanı tespit sistemleri için COVID-19 tespitinin yanı sıra, göğüs X-Ray görüntüleri üzerinden farklı hastalıkların da aynı anda tespitinin yapılabileceği açıktır. Bu nedenle çoklu sınıflandırma yapabilecek, dokusal özniteliklerin başarılı olarak çıkarıldığı, makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı hibrit modellerin tasarımı ileriki çalışma olarak düşünülmektedir.

Bunun yanı sıra, yüksek başarımla sınıflandırma yapan bazı çalışmalarda veri kümelerinde kullanılan göğüs X-Ray görüntü sayılarının çok az olduğu gözlemlenmiştir. İleriki çalışmalarda, çoklu sınıflandırıcı model tasarlanırken veri kümeleri birleştirilerek daha fazla veri üzerinde model tasarımı gerçekleştirilecek ve sonuçlar karşılaştırılacaktır.

## Tesekkür (Acknowledgement)

Bu çalışma TÜBİTAK 2209-A Üniversite Öğrencileri Araştırma Projeleri Destekleme Programı 1919B012005809 Başvuru Numaralı proje kapsamında desteklenmiştir.

## Çıkar Çatışması (Conflict of Interest)

Yazarlar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir. No conflict of interest was declared by the authors.

## Kaynaklar (References)

- Actualmed COVID-19 Chest X-ray Dataset Initiative, <https://github.com/agchung/Actualmed-COVID-chestxray-dataset>, 2020.
- Ahmed A., et al. Pneumonia Sample X-Rays, GitHub, 2019. <https://www.kaggle.com/ahmedali2019/pneumonia-sample-xrays>.
- Ahmed S., Yap M.H., et al. 2020. medRxiv.07.11.20149112; doi: <https://doi.org/10.1101/2020.07.11.20149112>
- Apostolopoulos I. D., Mpesiana T. A., 2020. Covid-19: automatic detection from x-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural 15 networks, *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, vol. 43, pp.635–640.
- Bozkurt, F. 2021. Derin Öğrenme Tekniklerini Kullanarak Akciğer X-Ray Görüntülerinden COVID-19 Tespiti. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, vol. 24, pp. 149-156.
- Bozkurt, F. and Bayram, E. 2021. Local Binary Pattern Based COVID-19 Detection Method Using Chest X-Ray Images. 29th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), pp. 1-4, doi: 10.1109/SIU53274.2021.9477796.
- Bustos A., Pertusa A. 2020. Padchest: A large chest x-ray image dataset with multi-label annotated reports. *Medical Image Analysis*, page 101797.
- Chest Imaging, <https://threadreaderapp.com/thread/1243928581983670272.html>, 2021.
- Chest Imaging, <https://twitter.com/ChestImaging/status/1243928581983670272>, 2021.
- Chouhan, V., Singh, S.K., et al. 2020 A novel transfer learning based approach for pneumonia detection in chest X-ray images. *Appl. Sci.* 10, 559.
- Chowdhury, M.E.H., et al. , 2020. Can AI Help in Screening Viral and COVID-19 Pneumonia?. *IEEE Access*, vol. 8, pp. 132665-132676. arXiv preprint arXiv:2003.13145.
- Cohen J. P., Morrison P., et al. 2020. Covid-19 image data collection: Prospective predictions are the future. arXiv preprint arXiv:2006.11988, 2020.
- Covid Data Save Lives, <https://www.hmhosptales.com/coronavirus/covid-data-save-lives/english-version>, 2020.
- COVID-19 CT scans, <https://www.kaggle.com/andrewmvd/covid19-ct-scans>, 2020.
- COVID-19 Image Repository, <https://github.com/ml-workgroup/covid-19-image-repository>, 2020.
- COVID-19 X rays, <https://www.kaggle.com/andrewmvd/convid19-x-rays>, 2020.
- COVID-19-AR, <https://wiki.cancerimagingarchive.net/pages/viewpage.action?pageId=70226443>, 2020.
- COVID-chestxray-dataset, <https://github.com/agchung/figure1-COVID-chestxray-dataset>, 2020.
- Das, A.K., Ghosh, S., Thunder, S. et al. 2021. Automatic COVID-19 detection from X-ray images using ensemble learning with convolutional neural network. *Pattern Anal Applic* (2021). <https://doi.org/10.1007/s10044-021-00970-4>
- Dilbag S, Kumar V, Vaishali, Kaur M. 2020. "Classification of covid-19 patients from chest CT images using multi-objective differential evolution-based convolutional neural networks. *Eur J Clin Microbiol Infect Dis*" 1–15. <https://doi.org/10.1007/s10096-020-03901-z>.
- Farooq M., Hafeez A., 2020. Covid-resnet: A deep learning framework for screening of covid19 from radiographs. arXiv preprint arXiv:2003.14395.
- Goodfellow, I.J., Pouget-Abadie J. et al.. Generative adversarial nets. In *NIPS*, 2014.
- Hammoudi K., et al. 2020. Deep learning on chest x-ray images to detect and evaluate pneumonia cases at the era of covid-19. arXiv preprint arXiv:2004.03399.
- He K., Zhang X., et al. 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition," in 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 770–778
- Hemdan et al. 2020. "COVIDX-Net: A Framework of Deep Learning Classifiers to Diagnose COVID-19 in X-Ray Images", arXiv 2003.11055.
- Hosseiny M., et al. 2020. Radiology perspective of coronavirus disease 2019 (COVID-19): lessons from severe acute respiratory syndrome and Middle East respiratory syndrome, *Am. J. Roentgenol.* (2020) 1–5, <https://doi.org/10.2214/AJR.20.22969>.
- Huang G., Liu Z., et al. 2017. Densely Connected Convolutional Networks. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017, pp. 2261–2269.
- Irvin J. Et al. 2019. Chexpert: A large chest radiograph dataset with uncertainty labels and expert comparison. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 33, pages 590–597.
- Ismael, A. M., & Şengür, A. 2021. Deep learning approaches for COVID-19 detection based on chest X-ray images. *Expert Systems with Applications*, 164, 114054.
- Jaeger S., Candemir S., et al. 2014. Two public chest x-ray datasets for computer-aided screening of pulmonary diseases. *Quantitative imaging in medicine and surgery*, 4(6):475.
- Jain, R., Gupta, M., Taneja, S., & Hemanth, D. J. 2021. Deep learning based detection and analysis of COVID-19 on chest X-ray images. *Applied Intelligence*, vol. 51(3), pp. 1690-1700.
- Kermany D., Zhang K., et al. 2018. Labeled optical coherence tomography (oct) and chest x-ray images for classification. *Mendeley data*, 2.

- Khalifa N. E. M., Taha M. H. N., et al. 2020. Detection of Coronavirus (COVID-19) Associated Pneumonia based on Generative Adversarial Networks and a Fine-Tuned Deep Transfer Learning Model using Chest X-ray Dataset, arXiv: 2004.01184
- Khan AI, Shah JL, Bhat MM. 2020. CoroNet: A deep neural network for detection and diagnosis of COVID-19 from chest x-ray images. *Comput Methods Programs Biomed.*
- Krizhevsky A., Sutskever I., et al. 2012. ImageNet classification with deep convolutional neural networks, in *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2012*, pp. 1097–1105.
- Loey M. et al. 2020. "Within the lack of chest covid-19 x-ray dataset: A novel detection model based on gan and deep transfer learning," *Symmetry*, vol. 12, no. 4, p. 651.
- Mooney, P., Chest X-Ray Images (Pneumonia). <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>, 2018.
- Motamed S., Rogalla P., Khalvati F. 2021. Data Augmentation Using Generative Adversarial Networks (GANs) For GAN-Based Detection Of Pneumonia And COVID-19 In Chest X-Ray Images. doi:10.21203/rs.3.rs-146161/v1
- NIH, <https://nihcc.app.box.com/v/ChestXray-NIHCC>, 2021.
- Öksüz C., Urhan O. ve Güllü M. K. 2020. Ensemble-CVDNet: A Deep Learning based End-to-End Classification Framework for COVID-19 Detection using Ensembles of Networks. arXiv:2012.09132
- Openi, <https://openi.nlm.nih.gov/>, 2020.
- Öztürk T., Talo M., et al. 2020. Automated detection of covid-19 cases using deep neural networks with x-ray images, *Computers in Biology and Medicine*, p. 103792.
- Patel, P. Chest X-ray (Covid-19 & Pneumonia), Accessed at: <https://www.kaggle.com/prashant268/chest-xray-covid19-pneumonia>, 2021.
- Pathak Y., Shuklab P.K., et al. 2020. Deep Transfer Learning Based Classification Model for COVID-19 Disease, <https://doi.org/10.1016/j.irbm.2020.05.003>
- Polat Ç, Karaman O, Karaman C, Korkmaz G, Balci MC, Kelek SE. 2021. COVID-19 diagnosis from chest X-ray images using transfer learning: Enhanced performance by debiasing dataloader. *J Xray Sci Technol.* ;29(1):19-36. doi: 10.3233/XST-200757. PMID: 33459685; PMCID: PMC7990426.
- Rasheed, J., Hameed, A.A., Djeddi, C. et al. 2021. A machine learning-based framework for diagnosis of COVID-19 from chest X-ray images. *Interdiscip Sci Comput Life Sci* 13, 103–117
- Redmon J., Farhadi A. 2017. Yolo9000: better, faster, stronger. arXiv preprint, 2017.
- Sahlol, A.T., Yousri, D., Ewees, A.A. et al. 2020. COVID-19 image classification using deep features and fractional-order marine predators algorithm. *Sci Rep* 10, 15364 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41598-020-71294-2>
- Sethy, P. K., & Behera, S. K. 2020. Detection of coronavirus Disease (COVID-19) based on Deep Features.
- Shell, J., Coupland S. 2012. Towards fuzzy transfer learning for intelligent environments, in *Ambient Intelligence, 2012*.7683: p. 145-160
- Shih, G., Wu, C.C., et al. 2019. Augmenting the national institutes of health chest radiograph dataset with expert annotations of possible pneumonia. *Radiology: Artificial Intelligence*, 1(1):e180041.
- Signoroni A., Savardi M. et al. 2020 End-to-end learning for semiquantitative rating of covid-19 severity on chest x-rays. arXiv 2006.04603
- Simonyan K., Zisserman A., 2014. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. pp. 1–14.
- Singh, A.K., Kumar, A., Mahmud, M. et al. 2021 COVID-19 Infection Detection from Chest X-Ray Images Using Hybrid Social Group Optimization and Support Vector Classifier. <https://doi.org/10.1007/s12559-021-09848-3>
- SIRM. <https://www.sirm.org/category/senza-categoria/covid-19/>,2021.
- Szegedy C., Vincent V.V. et al. 2016. Rethinking the inception architecture for computer vision, in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 2818–2826.
- Tabik, S., Gomez-Rios, A., et al., 2020. Covidgr dataset and covid-sdnet methodology for predicting covid-19 based on chest x-ray images. arXiv preprint arXiv:2006.01409.
- Tan M., Le Q. V. 2019. Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. arXiv preprint arXiv:1905.11946.
- Toğaçar M., Ergen B., Cömert., 2020. Covid-19 detection using deep learning models to exploit social mimic optimization and structured chest x-ray images using fuzzy color and stacking approaches. *Computers in Biology and Medicine*, p. 103805.
- Vayá I. et al. 2020. Bimcv covid-19+: a large annotated dataset of rx and ct images from covid-19 patients. arXiv preprint arXiv:2006.01174,
- VGG-19, <https://keras.io/api/applications/vgg/>, 2021.
- Waheed A., et al. 2020. Covidgan: Data augmentation using auxiliary classifier gan for improved covid-19 detection, *IEEE Access*, vol. 8, pp. 91 916– 91 923, 2020.
- Wang X., Peng Y., et al. 2017. Chestx-ray8: Hospital-scale chest x-ray database and benchmarks on weakly-supervised classification and localization of common thorax diseases, in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 2097-2106.
- Wang, Z.Q.L.L. and Wong. A. 2020. Covid-Net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of covid-19 cases from chest radiography images.
- Ying S., Zhen S., et al. 2020. Deep learning Enables Accurate Diagnosis of Novel Coronavirus (COVID-19) with CT images. <https://doi.org/10.1101/2020.02.23.20026930>
- Zebin, T., Rezvy, S., 2021. COVID-19 detection and disease progression visualization: Deep learning on chest X-rays for classification and coarse localization. *Appl Intell* 51, 1010–1021.
- Zhang X., Zhou X., M. Lin, et al. 2017. Shufflenet: An extremely efficient convolutional neural network for mobile devices. arXiv:1707.01083.
- Zunair et al. 2021. Synthesis of COVID-19 chest X-rays using unpaired image-to-image translation. *Social Network Analysis and Mining* 11, 23. doi:10.1007/s13278-021-00731-5.