T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ-CERRAHPAŞA
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

DOKTORA TEZİ

KONVOLÜSYONEL SİNİR AĞLARI KULLANILARAK COVID-19 ve PULMONER EVRESİNİN TESPİTİ

Nedim MUZOĞLU

DANIŞMAN
Prof. Dr. Bekir Sıddık Binboğa YARMAN

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı

Biyomedikal Mühendisliği Programı

Ekim, 2022

Bu tezi anneme ve babama ithaf ediyorum…

BÜTÇE DESTEKLERİ

KONVOLÜSYONEL SİNİR AĞLARI KULLANILARAK COVID-19 ve PULMONER EVRESİNİN TESPİTİ

Bu tez çalışması için herhangi bir kurumdan bütçe desteği alınmamıştır.

TEŞEKKÜR

Öncelikle tez çalışmamın her aşamasında engin bilgisi ve tecrübelerinden faydalandığım danışman hocam Prof. Dr. Bekir Sıddık Binboğa YARMAN'a sağladığı katkılardan dolayı sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Değerli hocam Doç. Dr. Aysel ERSOY'a ise rehberliğinden dolayı ayrıca teşekkür ederim.

Tez izleme komitemdeki Prof. Dr. Mahmut ÜN ve Prof. Dr. Sedat BALLIKAYA hocama tez çalışması boyunca sağladıkları katkılardan dolayı ayrıca tez savunmamdaki komite üyelerine teşekkürü bir borç bilirim.

Bu tez çalışmasında kullanılan veri setlerinin hazırlanmasındaki üstün gayretlerinden dolayı Prof. Dr. Ahmet Mesrur HALEFOĞLU'na ve Şişli Hamidiye Etfal Eğitim ve Araştırma Hastanesi Radyoloji Bölümü'ne teşekkürü bir borç bilirim. Ayrıca Hastane Müdür Yardımcısı Efraim TOSUN'a da desteklerinden dolayı teşekkür ederim.

Sürekli teşvikleri için Dr. Muhammed AVCI ve diğer tüm çalışma arkadaşlarıma özellikle teşekkür ederim.

Ekim 2022 **Nedim MUZOĞLU**

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

TEZ KABUL VE ONAYI ..... **ii**
BEYAN ..... **iii**
BÜTÇE DESTEKLERİ ..... **v**
TEŞEKKÜR ..... **vi**
İÇİNDEKİLER ..... **vii**
ŞEKİL LİSTESİ ..... **ix**
TABLO LİSTESİ ..... **xi**
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ ..... **xii**
ÖZET ..... **xvi**
ABSTRACT ..... **xviii**
1. GİRİŞ **1**
2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE **4**
2.1. Solunum Yolu Enfeksiyonları 4
2.2. SARS-Cov-2 Virüsünün Ortaya Çıkması ve Yapısı 5
2.3. COVID-19 Pnömonisinin Belirtileri ve Tespit Yöntemleri……..……6
2.4. Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Akciğer Dokularının Sınıflandırılması…….11
2.5. Derin Öğrenme Yöntemleri Kullanılarak Akciğer Dokularının Sınıflandırılması.……13
3. YÖNTEM **16**
3.1. Materyal 16
3.2. Metot 20
3.2.1. Yapay Sinir Ağları 20
3.2.1.1. Yapay Sinir Ağlarında Kullanılan Aktivasyon Fonksiyonları 22
3.2.1.2. Yapay Sinir Ağlarında Hata Değerinin Hesaplanması 25
3.2.1.3. Yapay Sinir Ağlarında Kullanılan Optimizasyon Algoritmaları 26
3.2.2. Konvolüsyonel Sinir Ağları 28
3.2.2.1. Konvolüsyon Katmanı 29
3.2.2.2. Havuzlama Katmanı 30

3.2.2.3. Tam Bağlantılı Katman 32
3.2.3. Transfer Öğrenme 34
3.2.3.1. Transfer Öğrenme Modelleri 37
3.2.3.2. Transfer Öğrenme Modelleriyle Görüntü Sınıflandırılması 43
3.2.4. Özniteliklerin Elde Edilmesi ve Özniteliklerin Seçim İşlemi 44
3.2.5. Destek Vektör Makineleri 47
3.2.6. Bayesian Hiperparametre Optimizasyon Yöntemi 49
3.2.7. Önerilen Yaklaşım 50
3.2.8. Performans Değerlendirme Metrikleri 51
4. BULGULAR 53
4.1. CPBH Veri Seti 53
4.2. COVCT Veri Seti 59
5. TARTIŞMA 65
6. SONUÇ VE ÖNERİLER 71
KAYNAKLAR 72
İNTİHAL RAPORU İLK SAYFASI 81
ETİK KURUL İZİN YAZISI 82
KURUM İZNİ YAZILARI 84
ÖZGEÇMİŞ 86

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 2.1: SARS-CoV-2'nin yapısı……5
Şekil 2.2: Dünya Sağlık Örgütü tarafından güncel olarak yayınlanan haftalık Covid-19 vaka sayıları ve haftalık toplam Covid-19 ölüm sayıları……7
Şekil 3.1: CPBH ve CovCT Bulgular Veri Seti'nin sınıflarının oranları……..18
Şekil 3.2: Bu çalışmanın deneysel analizinde kullanılan CPBH veri setinden BT görüntüleri, (a) COVID-19 pnömonisi (b) H1N1 viral pnömoni, (c) Bakteriyel pnömoni, (d) Sağlıklı akciğer görüntüleri.……..…19
Şekil 3.3: Bu çalışmanın deneysel analizinde kullanılan CovCT Bulgular veri setinden veri setinden BT görüntüleri (a) Kaldırım taşı paterni (b) Konsolidasyon, (c) Buzlu cam opasiteleri, (d) Buzlu cam opasiteleri ve nodül, (e)Buzlu cam opasiteleri ve konsolidasyon ...…..19
Şekil 3.4: Sinir hücresinin matematiksel gösterimi.…..…….21
Şekil 3.5: Çok katmanlı sinir ağlarında ileri-geri yayılımın gösterimi…….…….……22
Şekil 3.6: Sigmoid fonksiyonu…….…23
Şekil 3.7: Tanh sigmoid fonksiyonu…….24
Şekil 3.8: ReLU fonksiyonu…….……..…24
Şekil 3.9: Görüntülerdeki rakamları tanımak için oluşturulan LeNet-5 mimarisi.…….……29
Şekil 3.10: Giriş görüntüsünden konvolüsyon işlemi ile öznitelik matrisinin elde edilmesi…30
Şekil 3.11: Maksimum havuzlama yöntemiyle çıkış matrisinin elde edilmesi…….31
Şekil 3.12: Ortalama havuzlama yöntemiyle çıkış matrisinin elde edilmesi…….31
Şekil 3.13: Düzleştirme işlemi ve tam bağlantılı katmana geçiş örnek gösterimi……33
Şekil 3.14: Sinir ağlarında dropout kullanımı a) Nöronlar arası gizli katman bağlantıları b) Dropout sonrası nöronlar arası gizli katman bağlantıları…….....33
Şekil 3.15: Konvolüsyonel sinir ağlarının gösterimi a) Konvolüsyonel sinir ağlarının genel gösterimi b) Giriş görüntüsünün katman çıkışlarında elde edilen görüntüleri….34
Şekil 3.16: Transfer öğrenme stratejileri……...37
Şekil 3.17: ILSVRC görüntü sınıflandırma hata değerleri……38
Şekil 3.18: Başlangıç modüllerinde kullanılan 1x1 noktasal konvolüsyonun parametre sayısına etkisi ……..……..39
Şekil 3.19: GogleNet başlangıç modülünün yapısı…….……..……40
Şekil 3.20: GogleNet mimarisi……..40
Şekil 3.21: MobilenetV2 konvolüsyon bloğu……...41
Şekil 3.22: ShuffleNet blok yapıları a) Kanal karıştırma b) Grup konvolüsyon c) Kanal karıştırma ve grup konvolüsyon ShuffleNet bloğu…….42
Şekil 3.23: Konvolüsyonel sinir ağları kullanılarak görüntü sınıflandırma adımları……44
Şekil 3.24: Sinüs Kosinüs fonksiyonlarının çözümün sonraki hareketine etkisi……...…….47
Şekil 3.25: Doğrusal ayrılabilir çok sınıflı destek vektör makinelerinin üç sınıfının temsili…48
Şekil 3.26: Önerilen çok sınıflı yaklaşımın genel blok diyagramı…….51
Şekil 4.1: CNN modelleri ile CPBH veri setinin eğitim ve doğrulama doğruluk grafikleri; a) GoogleNet, b) MobiLeNetV2 ve c) ShuffleNet…….53
Şekil 4.2: CPBH Veri Setinde Softmax sınıflandırıcıyla elde edilen karışıklık matrisleri a) GoogleNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet……...54

Şekil 4.3: CPBH Veri Setinde DVM sınıflandırıcıyla elde edilen karışıklık matrisleri a) GoogleNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet……...55
Şekil 4.4: CPBH veri setinde SVM ve SCA yöntemleri kullanılarak önceden eğitilmiş modellerden elde edilen karışıklık matrisleri. a) GoogleNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet d) Birleştirilen 515 öznitelikler e) Birleştirilen 515 özellikler için 5 katlı çapraz doğrulama…….57
Şekil 4.5: a) Birleşik 515 özellikli Bayesian Optimizasyon Algoritmasını kullanan minimum sınıflandırma hata grafiği b) 515 birleşik özelliğin en iyi nokta hiper parametre optimizasyonu ile karışıklık matrisi…….58
Şekil 4.6: CNN modelleriyle CovCT Bulgular Veri Setinin eğitim ve doğrulama doğruluğu grafikleri; a) GoogleNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet……59
Şekil 4.7: CovCT Bulgular Veri Setinde Softmax sınıflandırıcıyla elde edilen karışıklık matrisleri a) GoogleNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet…….60
Şekil 4.8: CovCT Bulgular Veri Setinde DVM kullanarak önceden eğitilmiş CNN modellerinin karışıklık matrisleri. a) GoogleNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet …60
Şekil 4.9: SCA yöntemi kullanılarak CovCT Bulgular Veri Setinin sınıflandırılmasından elde edilen karışıklık matrisleri; a) GoogleNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet d) Birleşik 683 özellik e) Birleşik 683 özellik için 5 katlı Çapraz Doğrulama ……62
Şekil 4.10: a) Birleşik 683 Öznitelik kullanılarak Bayesian Optimizasyon Algoritmasıyla elde edilen minimum sınıflandırma hata grafiği b) 683 birleşik özniteliğin en iyi nokta hiper parametre optimizasyonu karışıklık matrisi……64

TABLO LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 3.1: CPBH Veri setindeki 423 hastanın demografik bilgileri…….....17
Tablo 3.2: CPBH and CovCT Bulgular Veri Seti her bir sınıfa ait görüntü sayıları…….18
Tablo 3.3: MobilenetV2 mimarisi parametreleri……..…41
Table 3.4: Önceden eğitilmiş derin öğrenme modellerinde kullanılan parametreler……42
Tablo 4.1: CPBH veri seti için SoftMax sınıflandırıcı ile elde edilen performans metrikleri...54
Tablo 4.2: CPBH Veri Seti için DVM metodu ile elde edilen performans metrikleri……..55
Tablo 4.3: CPBH veri kümesi için SCA yöntemi kullanılarak DVM ile elde edilen performans metrikleri……..57
Tablo 4.4: CPBH veri kümesi için Bayesian Optimizasyon yöntemi kullanılarak optimize edilebilir DVM ile elde edilen performans metrikleri…….58
Tablo 4.5: CovCT Bulgular Veri Seti için SoftMax sınıflandırıcı ile elde edilen Performans metrikleri……60
Tablo 4.6: CovCT Bulgular Veri Seti için DVM yöntemiyle elde edilen performans metrikleri……...61
Tablo 4.7: CovCT Bulgular Veri Seti için SCA yöntemi kullanılarak DVM ile elde edilen performans metrikleri …….63
Tablo 4.8: CovCT Bulgular Veri Seti için Bayesian Optimizasyon yöntemiyle elde edilen performans metrikleri…….64
Tablo 5.1: BT görüntüleme COVID-19 çalışmalarında özellik seçim yöntemlerinin karşılaştırılması……..66
Tablo 5.2: BT görüntüleri ile COVID-19 çalışmaları……..67

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Simgeler	Açıklama
$\mathbf{b}$	: Bias
$\mathbf{bm_t}$	: Birinci ve İkinci Moment Değerlerinin Düzeltilmiş Sapma Değerleri
$\mathbf{bv_t}$	: Birinci ve İkinci Moment Değerlerinin Düzeltilmiş Sapma Değerleri
$\mathbf{c}$	: Çıkış Kanallarının Sayısı
$\mathbf{f}$	: Aktivasyon Fonksiyonu
$\mathbf{f(x)}$	: Amaç Fonksiyonunun
f_{min}	: Gözlemlenen En İyi Değer
$\mathbf{g_i}$	: Yapay Sinir Ağı Giriş Nöronu
$\mathbf{g_p}$	: Havuzlama İşlemi
$\mathbf{g_t}$	: Grup Alt Tensor
$\mathbf{g_t}$	: Gradyan Vektörü
$\mathbf{I}$	: İki Boyutlu Giriş Görüntüsü
$\mathbf{I_i^l}$	: Aktivasyon Haritası
$\mathbf{K}$	: Filtre Elemanı
$\mathbf{l}$	: Katman Bilgisi
$\mathbf{L_{CE}}$	: Çapraz Entropi Kaybı
m_t	: Gradyanın Birinci Mertebeden Momentumu
$\mathbf{n}$	: Sınıf Sayısı
$\mathbf{P_i^t}$	: i'nci Boyut ve t 'inci Yinelemedeki Varış Noktasının Konumu
$\mathbf{r}$	: Tekrarlama Sayısı
$\mathbf{r_1}$	: SCA Hedef Çözümü Parametreleri
$\mathbf{r_2}$	: SCA Hedef Çözümü Parametreleri
$\mathbf{r_3}$	: SCA hedef çözümü parametreleri
$\mathbf{r_4}$	: SCA hedef çözümü parametreleri
$\mathbf{r(x)}$	: Düzeltilmiş Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu
$\mathbf{s}$	: Adim Sayisi
S	: Gradyan Karelerinin Üstel Ortalaması
$\mathbf{S(y)_i}$	: Softmax Aktivasyon Fonksiyonu i.nci Elemanın Olasılık Değeri
$\mathbf{s(x)}$	: Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu
$\mathbf{t}$	: Geçerli İterasyon

$\mathbf{T}$: Maksimum Yineleme Sayısı

$\mathbf{tanh(x)}$: Tanh Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu

$\mathbf{T_i}$: Softama Aktivasyon Fonksiyonu i'nci Elemanın Gerçek Etiket

$\mathbf{U_{t+1}}$: Adam Fonksiyonu Güncellenen Değeri

$\boldsymbol{v_t}$: Gradyanın Ikinci Mertebeden Momentum

$\mathbf{w_i}$: Yapay Sinir Ağı Ağırlık Değerleri

$\mathbf{x_i}$: Yapay Sinir Ağı Giriş Değerleri

$\mathbf{x^i}$: i. Eğitim Verisi

$\mathbf{X_i^{t+1}}$: i'nci Boyut ve t 'inci Yinelemedeki Mevcut Çözüm Değeri

$\mathbf{y_i}$: Tek Bir Nöron Çıkış Değerini

$\mathbf{y^i}$: i. Etiket Verisi

$\mathbf{Z_k^l}$: $l'nci$ Katman ve $k'ncı$ Öznitelik Çıkış Matrisi

$\boldsymbol{\beta_1}$: m_t ve v_t' nin Üstel Düşüş Oranlarını Kontrol Eden Hiper Parametre

$\boldsymbol{\beta_2}$: m_t ve v_t' nin Üstel Düşüş Oranlarını Kontrol Eden Hiper Parametre

$\boldsymbol{\sigma}$: Nöron Aktivasyon Fonksiyonunu

η : Öğrenme Oranı

ε : Epsilon

$\otimes$: Konvolüsyon İşlemi

$\boldsymbol{\lambda}$: Hiper parametre Vektörü

$\boldsymbol{\lambda}^*$: Optimal Hiper parametre Vektörü

$\boldsymbol{\mu}$: Ortalama

$\boldsymbol{\sigma}$: Varyans

Φ : Standart Normal Dağılım

$\boldsymbol{\phi}$: Standart Normal Yoğunluk Fonksiyonu

Kısaltmalar	Açıklama
AH2N2	: İnfluenza A Virüsü Alt Tipi
ACC	: Doğruluk
AUC	: Eğri Altındaki Alan
B	: Bakteriyel Pnömoni Görüntüsü
BT	: Bilgisayarlı Tomografi
C	: COVID-19 Görüntüsü
CAD	: Bilgisayar Destekli Tanı
CAM	: Sınıf Aktivasyon Haritaları
CAP	: Toplum Kökenli Pnömoni
CBAM	: Konvolüsyonel Blok Odaklanma Modülü
CGRO	: Kümeleme Tabanlı Altın Oran Optimize Edici
CPBH	: Covid Pnömoni Bakteriyel Sağlıklı
CPP	: Kaldırım Taşı Paterni
CT	: Computed Tomography
CNN	: Konvolüsyonel Sinir Ağları
DA	: Yusufcuk Algoritması
DVM	: Destek Vektör Makineleri
DWConv	: Derinlemesine Konvolüsyonel Darboğaz
FDA	: Amerika Birleşik Devletleri Gıda ve İlaç Dairesi
FDG	: Fluoro Deoxy Glucose
FN	: Yanlış Negatif
FP	: Yanlış Pozitif
F-Skor	: F-skoru
GA	: Genetik Algoritma
GAN	: Çekişmeli Üretici Ağlar
GAP	: Global Ortalama Havuzlama
GConv	: Grup Konvolüsyon
GGO	: Buzlu Cam Opasiteleri
GGOC	: Buzlu Cam Opasiteleri ve Konsolidasyonu
GGON	: Buzlu Cam Opasiteleri ve Nodül
GLCM	: Gri Seviyeli Birlikte Oluşum Matrisi
GPU	: Grafik İşleme Üniteleri

Grad-CAM : Gradyan Ağırlıklı Sınıf Aktivasyon Haritalamas
H1N1 : Hemagglutin 1 Nöraminidaz 1
ILSVRC : Büyük Ölçekli Görsel Tanıma Yarışmaları
K : Akciğer Konsolidasyon Görüntüsü
KNN : K-en yakın komşular
L2 : Ridge Regresyonu
LIME : Yerel Yorumlanabilir Modelden Bağımsız Açıklamalar
MERS : Orta Doğu Solunum Sendromu
MR : Manyetik Rezonans Görüntüleme
MI : Karşılıklı Bilgi
PACS : Görüntü Arşiv Sistemi
PCA : Temel Bileşen Analizi
PET : Pozitron emisyon tomografisi
PRE : Kesinlik
ReLU : Düzeltilmiş Doğrusal Birim
RMSProp : Kök Ortalama Kare Yayılım
RNA : Ribonükleik asit
RT-PCR : Ters-Transkripsiyon Polimeraz Zincir Reaksiyonu
S : Sağlıklı Akciğer Görüntüsü
SARS : Şiddetli akut solunum sendromu
SARS-CoV-2 : Şiddetli Akut Solunum Sendromu Koronavirüsü 2
SCA : Sinüs Kosinüs Algoritması
SE : Sıkma ve Uyarma
Se : Duyarlılık
SGD : Olasılıksal Dereceli Azalma
SOM : Kendine Organize Haritalar
SP : Özgüllük
TN : Gerçek Negatif
TP : Gerçek Pozitif
TÜİK : Türkiye İstatistik Kurumu
V : Viral Pnemoni Görüntüsü
X-ray : X Radyasyon
WHO : Dünya Sağlık Örgütü
YSA : Yapay Sinir Ağları

ÖZET

DOKTORA TEZİ

KONVOLÜSYONEL SİNİR AĞLARI KULLANILARAK COVID-19 ve PULMONER EVRESİNİN TESPİTİ

Nedim MUZOĞLU

İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı

Biyomedikal Mühendisliği Programı

Danışman : Prof. Dr. Bekir Sıddık Binboğa YARMAN

Covid-19 pandemisi ilk ortaya çıktığı andan itibaren milyonlarca insanın ölümüne, halk sağlığı üzerinde olumsuz etkilere ve ülkelerin sağlık sistemlerinin yetersiz kalmasına neden olmuştur. Bu nedenle bu tez çalışmasında Covid-19 akciğer bilgisayarlı tomografi (BT) görüntülerini farklı pnömoni türlerinden ayıran ve anormallikleri tespit ederek hastalığın prognozunu belirleyen yapay zeka ile hastalığın hızlı tespiti için bir yaklaşım önerilmiştir. Bu amaçla Covid-19 görüntüleri viral pnömoni, bakteriyel pnömoni ve sağlıklı akciğer görüntüsünden ayırt edilmiştir. Daha sonra Covid-19 görüntülerinden elde edilen akciğer BT bulgularının beş sınıflı veri seti kullanılarak hastalığın prognozu belirlenmiştir. Bu çalışmada, MobiLeNet, ShuffLeNet ve GoogLeNet derin öğrenme modelleri veri setleri ile eğitilmiş ve ardından Sinüs-Kosinüs optimizasyon algoritması ile ayırt edici öznitelikleri belirlenmiştir. Modellerden elde edilen en değerli özellik alt kümesi, hiper parametreleri Bayesian algoritması kullanılarak optimize edilen Destek Vektör Makineleri kullanılarak sınıflandırılmıştır. Covid-19 ve akciğer BT bulguları veri kümeleri için sırasıyla %99,46 ve %99,82 genel doğruluk değerleri elde edilmiştir. Önerilen yaklaşım, Covid-19'u çok sınıflı viral pnömonilerden ayırmada benzer çalışmalardan daha iyi performans göstermiştir. Ayrıca akciğer BT bulgularının sınıflandırılmasıyla hastalığın prognozunun tahmin edilmesinde etkileyici bir yenilik sağlamıştır.

Ekim 2022 , 105 sayfa.

Anahtar kelimeler: Akciğer BT bulguları, İnfluenza A (H1N1) viral pnömoni, Bakteriyel pnömoni, Bayesian optimizasyonu, Sinüs-kosinüs optimizasyonu

ABSTRACT

Ph.D. THESIS

DETECTION OF COVID-19 and ITS PULMONARY STAGE USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

Nedim MUZOĞLU

İstanbul University-Cerrahpaşa

Institute of Graduate Studies

Department of Biomedical Engineering

Biomedical Engineering

Supervisor : Prof. Dr. Bekir Sıddık Binboğa YARMAN

COVID-19 pandemic has caused the death of millions of people, negative impacts on public health, and the inadequacy of countries' health systems since it first emerged. Therefore, we proposed an approach for rapid detection of the disease with artificial intelligence, which distinguishes COVID-19 chest computed tomography (CT) images from different types of pneumonia and determines the prognosis of the disease by detecting abnormalities. For this purpose, COVID-19 images were distinguished from viral pneumonia, bacterial pneumonia, and healthy lung. Then the prognosis of the disease was determined using the five-class data set of chest CT findings from the COVID-19 images. In this study, MobileNet, ShuffLeNet and Googlenet deep learning models were trained with datasets, and then the discriminative features were obtained with Sine-Cosine optimization algorithm. The most valuable feature subset obtained from the models was classified using Support Vector Machines whose hyperparameters were optimized using the Bayesian algorithm. An overall accuracy of 99.46% and 99.82% were achieved for the Covid-19 and chest CT findings datasets, respectively. The proposed approach outperformed similar studies in distinguishing covid-19 from multiclass

viral pneumonia. In addition, an impressive innovation in predicting the prognosis of the disease was achieved by classifying chest CT findings.

October 2022, 105 pages.

Keywords: Chest CT findings, Influenza A (H1N1) viral pneumonia, Bacterial pneumonia, Bayesian optimization, Sine- cosine optimization

1. GİRİŞ

Bilgisayarlar ilk tasarlandığı dönemlerden başlayarak, bu tür makinelerin akıllı hale getirilip getirilemeyeceği merakını da beraberinde getirmiştir. Öğrenebilen yazılımlar kullanılarak bilgisayarların insanlar tarafından gerçekleştirilen bazı iş ve rutin görevleri otomatikleştirme sürecine dahil olması ve sonrasında ise deneyimlerle basit kavramlardan daha karmaşık kavramları öğrenmesi yapay zekâ terimiyle ifade edilir. Makinaların insana yakın tutarlı cevaplar verebildiği ile ilgili yapılan ilk test İngiliz matematikçi Alan Turing'in 1950 yılında "Bilgisayar Makineleri ve Zekâ" isimli makalesinde kendi adıyla yayınlanan Turing testidir. 1950 ve 1980 yılları arasında sabit kodlanmış bilgiye dayanan açık kurallar dizisi oluşturarak insan düzeyinde yapay zekanın elde edilebileceği düşünülse de daha karmaşık, bulanık sorunları çözmek için açık kurallar bulmanın zor olduğu problemlerin çözümü yapay zekanın bir alt sınıfı olarak makine öğrenimiyle mümkündür. Günümüzde yapay zekâ çalışmaları neredeyse makine öğrenmenin bir alt sınıfı derin öğrenme kavramıyla özdeşleşmiş görünse de derin öğrenme 1940-1960 arasında sibernetik olarak ve 1980-1990 yılları arasında ise yapay sinir ağları (YSA) adlarıyla bilinir(Bengio ve Courville, 2016). YSA'da esas gelişme geri yayılım algoritmasının kullanılmasıyla gözlemlenmiştir. Bu gelişme 1998 yılında Amerikan Posta Servisinde posta kodlarının okunmasını otomatikleştirmek için konvolüsyonel sinir ağlarının (CNN) Yann LeCun tarafından ilk defa LeNet isimli derin öğrenme ağını kullanmasıyla hız kazanmıştır(LeCun ve diğ., 1998). Derin öğrenme alanındaki esas ivmelenme ise 2012 yılında, 1000 sınıflı ve yaklaşık 1,4 milyon görüntüden oluşan ImageNet Veri Seti'nin oluşturularak Büyük Ölçekli Görsel Tanıma Yarışmalarında (ILSVRC) kullanılması ile hata oranının 2017 yılına kadar %3 ün altına düşürülmesiyle elde edilmiştir(Jia Deng ve diğ., 2009).

Makine öğrenmesi ve derin öğrenme uygulamalarında programlamadan ziyade, verilerin eğitilmesi ile istenen bilgiye ulaşılır. Makine öğreniminde amaç, giriş verileri ve beklenen çıkış değerlerini kullanarak eğitim süreci sonunda eldeki girdi verilerinden belirli kurallar oluşturup anlamlı çıktılar elde edilir. Örneğin siyah ve beyaz noktaların olduğu koordinat sisteminde bu noktaların birbirinden ayrılması için makina öğrenim algoritmaları kendilerinde tanımlanan matematiksel hipotezlerden yola çıkarak bazı dönüşümler sonucunda bu problem için koordinat kaydırarak sınıflandırma yapabilirler. Ancak makine öğrenim algoritması tanımlanmış bir olasılıklar alanı içinde çözümler arayacağından bazı uygulamalar

için çok yaratıcı sonuçlar elde edemeyebilecektir. Derin öğrenme yaklaşımında ise girdi verisi için elde edilen kayıp değerini düşürecek yönde ağırlık değerini değiştiren bir geri yayılım algoritması yardımıyla hatanın optimize edilebildiği bir süreç sonunda öğrenme sağlanır. Ayrıca makine öğrenimi yönteminde giriş görüntüsünün ham haliyle işlenen verilerden kullanışlı bir özellik seti elde etmek için yapılan öznitelik mühendisliği uzmanlık gerektiren bir süreçtir. Oysa derin öğrenme uygulamaları giriş görüntüsünün özelliklerini çıkartan katmanlı yapılardan meydana gelir ve katman sayısı artıkça giriş görüntüsünden tespit edilmeye çalışılan sınıflarla ilgili daha spesifik öznitelikler bu yapı sayesinde herhangi bir öznitelik mühendisliğine gerek olmadan elde edilir. Derin öğrenme katmanlı yapısı boyunca öznitelikleri otomatik olarak çıkartabildiği için daha büyük miktarlardaki veriyle çok daha iyi performans verirken bunun için yüksek donanımlı grafik işleme ünitelerine (GPU) ihtiyaç duyar ancak makine öğrenimi algoritmaları ise sınırlı veriler için daha uygundur ve düşük donanımlı yapılarla uygulanabilirler. Derin öğrenmenin son dönemde daha popüler olmasının nedeni ise çok daha fazla verinin işlenme ihtiyacı ve bunu sağlayabilecek yüksek performanslı GPU donanımların üretilebilmeye başlanmasıdır(Shi ve diğ., 2017). Günlük yaşamda kullanılan Google asistan, otonom sürüş, web' de iyileştirilmiş arama sonuçları vb. birer derin öğrenme uygulamasıdır.

Hastalıkların tespitinde tıbbi görüntüleme önemli bir teşhis aracıdır. 1895'te X-ışınlarının keşfi ile başlayan X-ışını radyografisi ilk tanısal görüntüleme yöntemidir. Bilgisayarlı tomografi (BT), ultrason, manyetik rezonans (MR) görüntüleme ve pozitron emisyon tomografisi (PET) en yaygın olarak kullanılan diğer görüntüleme yöntemlerindendir. Derin öğrenmenin görüntü tanımadaki üstün başarısı hastalıkların tespitinde hekimlere yardımcı olarak kullanılabileceği konusunda yüksek beklentileri beraberinde getirmiştir. Derin öğrenme yöntemleri kullanılarak tıbbi görüntülerin teşhisi ilk olarak 1993 yılında radyografik görüntülerden akciğer nodülü tespiti yapılarak gerçekleştirilmiştir(Lo ve Mun, 1993). 1998 yılında mamografi görüntülerinin yorumlanmasında radyologlara yardımcı görüş olarak kullanılmak üzere derin öğrenme yöntemleri kullanılarak oluşturulan bilgisayar destekli tanı (CAD) sistemi Amerika Birleşik Devletleri Gıda ve İlaç Dairesi (FDA) tarafından onaylanmış ve bu alanda ticari olarak kullanılan ilk uygulama olmuştur(Giger, Chan ve Boone, 2008).

Derin öğrenme modellerinin doğruluk başarısı büyük veri kümeleriyle artmakta olup medikal görüntülerden büyük veri kümeleri oluşturmak ise zaman alan ve hasta haklarını içeren aşılması gereken prosedürler içerir. Özellikle ILSVRC sonrasında oluşturulan eğitilmiş modellerin yapıları ve parametrelerinin kullanıldığı transfer öğrenme yöntemleriyle çok daha

az sayıda medikal görüntü kullanarak günümüzde birçok hastalığın tespitinde başarılı pek çok derin öğrenme çalışmaları yapılmıştır.

Bu tez kapsamında Covid-19 bulaşıcı hastalığının benzer klinik semptomlar gösterdiği İnfluenza A (H1N1) viral pnömoni ve bakteriyel pnömoni'den derin öğrenme yöntemleriyle ayırt edilmesi, aynı zamanda Covid-19 hastalığının akciğerdeki bulgularının (Buzlu cam opaklığı, kaldırım taşı paterni, konsolidasyon, buzlu cam opaklığı ve nodül, buzlu cam opaklığı ve konsolidasyon) derin öğrenme yöntemleriyle tespit edilerek hastalığın prognozunun tahmin edilmesiyle radyologların yardımcı görüş olarak desteklenmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla Şişli Hamidiye Etfal Eğitim ve Araştırma Hastanesi Etik Kurul'undan gerekli izinleri alındıktan sonra sağlık tesisinin medikal görüntü arşiv sisteminden (PACS) elde edilen Covid-19, İnfluenza A (H1N1) viral pnömoni ve bakteriyel pnömoni görüntüleri alanında uzman radyologlar tarafından incelenerek sınıflarına ayrılıp iki ayrı veri seti oluşturulmuştur.

Bu tez çalışmasında Covid-19 ve bulgularının tespit edilebilmesi amacıyla GoogLeNet, MobiLeNet ve ShuffLeNet derin öğrenme modellerinden Sinüs-Kosinüs algoritması yardımıyla elde edilen en verimli özellikler birleştirilerek elde edilen yeni öznitelik kümesi destek vektör makineleri (DVM) kullanılarak sınıflandırılıp genel doğruluk değerleri elde edilmiştir. Ayrıca daha başarılı sonuçlar elde edebilmek maksadıyla en verimli özniteliklerin birleştirilerek elde edildiği yeni öznitelik kümesi, destek vektör makinelerinin hiper parametrelerinin Bayesian Optimizasyon Algoritmasıyla optimize edildiği sınıflandırma süreciyle daha başarılı genel doğruluk değerleri elde edilmiştir.

Sonuç olarak bu tez çalışmasında Covid-19 ve bulgularının tespitinde önerilen derin öğrenme ve makine öğrenme yöntemlerinin birlikte kullanıldığı yaklaşımlar arasından Bayesian hiper parametre optimizasyonuyla desteklenen yapı ile en yüksek doğruluk başarısına ulaşılmıştır. Bu tez çalışması içerisinde elde edilen tüm sonuçlar Bulgular bölümünde sunulmuştur.

2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE

2.1. SOLUNUM YOLU ENFEKSİYONLARI

Solunum sistemi burun, yutak, gırtlak, soluk borusu, bronşlar ile oksijen ve karbondioksit değişimini sağlayan akciğerlerden oluşur. Burun, yutak ve gırtlak üst solunum yollarını oluştururken soluk borusu, bronşlar ve akciğer ise alt solunum yollarını oluşturur. Çoğunlukla üst solunum yollarıyla vücuda giren mikroorganizmalar nazofarenks mukozasındaki kolonizasyonun ardından alt solunum yollarına yayılarak pnömoni oluştururlar(Woodhead ve diğ., 2011). Virüsler, bakteriler ve mantarların pnömoniye neden olduğu bilinir. Alt solunum yolları enfeksiyonlarındaki pnömoni önemli bir halk sağlığı sorunudur(Labadie ve diğ., 2020). Dünya Sağlık Örgütü (WHO) alt solunum yolu enfeksiyonu nedeniyle yılda yaklaşık 156 milyon vaka ve bundan kaynaklı 1,4 milyon ölüm bildirmiş, TÜİK 2019 verilerinde ise solunum sistemi hastalıkları %12,5 ile en yüksek ölüm nedeni sıralamasında üçüncü sırada bildirilmiştir(Akturan ve diğ., 2019; Jaimes ve diğ., 2003). Mevsimsel geçişlerde ve salgın dönemlerinde farklılıklar göstermekle birlikte pnömoni vakalarının yaklaşık %40'ı solunum yolu virüslerinden kaynaklanır(Visseaux ve diğ., 2017). Çocuklarda bakteriyel pnömoninin en yaygın türü olan *Pnömokok* menenjit, zatürre, orta kulak iltihabı, sinüzit gibi hastalıklara neden olur. Solunum yolunu enfekte eden influenza virüslerinin neden olduğu mevsimsel grip ise tipik olarak yaşlı ve zayıf bağışıklık sistemi olan kişiler daha fazla etkilenir (Somer, Salman and Kaygusuz, 1999). İnfluenza mevsimsel virüsleri A, B, C ve D tipleri olmak üzere 4 türü vardır. İnfluenza A virüsü yüzeyindeki proteinler ve nöraminidaz esas alınarak A(H1N1), A(H2N2) ve A(H3N2) olarak isimlendirilen alt tipleri mevcuttur(Pushko ve diğ., 2011).

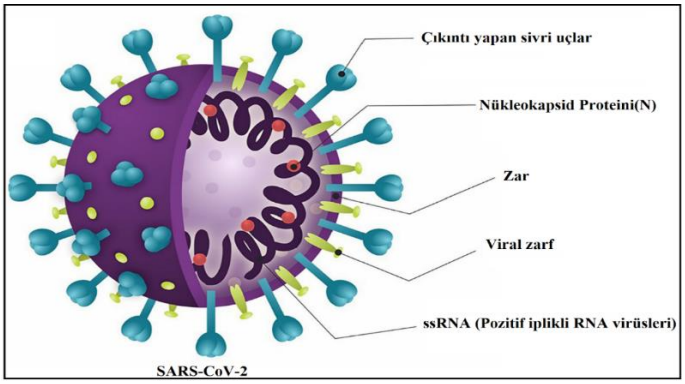
Grip salgınlarının mevsimsel grip salgınlarından temel farkı farklı yaş gruplarını da etkileyen yeni bir tür olmasıdır. 1918-1919 yıllarında yaşanan İspanyol gribi olarak bilinen H1N1 salgını dünya çapında 50 milyon insanın ölümüne neden olmuştur(Gavrilova ve Gavrilov, 2020). 1957 yılında yaşanan Asya gribi olarak bilinen H2N2 salgınında ise yaklaşık 1,5 milyon insan ölmüştür. İnfluenza A (H1N1) 2009 yıllarında pandemiye dönüşmüştür ve 21. yüzyılın ilk İnfluenza pandemisi olmuştur(Viboud ve diğ., 2015). WHO tarafından pandemi olarak ilan edilen influenza A (H1N1)'in genetik yapısı incelendiğinde mevsimsel insan H1N1 virüslerinden farklı olduğu ve hayvan influenza virüslerinden kaynaklandığı tespit edilmiştir. İnfluenza A (H1N1) viral enfeksiyonun klinik semptomlarının öksürük, hapşırma ve yüksek ateştir. İnfluenza A (H1N1) enfeksiyonu hızla ilerleyerek akut akciğer hasarına ve hatta

ikincil bir bakteriyel enfeksiyonla ölüme neden olduğu görülmüştür(Rewar, Mirdha ve Rewar, 2015).

2.2. SARS-CoV-2 VİRÜSÜNÜN ORTAYA ÇIKMASI ve YAPISI

Aralık 2019'da Çin'in Wuhan kentindeki bazı yerel hastaneler çoğu Jianghan Bölgesindeki Huanan Deniz Ürünleri Toptan Satış pazarıyla bağlantılı nedeni bilinmeyen atipik viral pnömonisi olan hasta bilgilerini Çin Hükümetine bildirmiştir(J. Bai ve diğ., 2020). Hastalarda tespit edilen virüsün yapılan RNA incelemesinde %80'den fazla SARS Corona Virüs (SARS-CoV) ile benzerlik gösterdiğinden bu virüse yeni korona virüs 2019 (2019-nCoV) adı verilmiştir(Caldaria ve diğ., 2020). Virüslerin sınıflandırılması ile ilgili kuruluş tarafından SARS-CoV-2 olarak yeniden adlandırılsa da sonrasında SARS-CoV-2 virüsünün neden olduğu bulaşıcı hastalık COVID-19 olarak ilan edilmiştir. Dünya Sağlık Örgütü 11 Mart 2019'da Covid-19 hastalığını birden fazla kıtaya veya dünya çapında yayılan bulaşıcı bir hastalık salgını (pandemi) olarak nitelendirdiğinde tüm dünyada bildirilmiş toplam vaka sayısı yaklaşık 60 bin ve toplam ölüm sayısı ise 2500 civarındadır(Özdemir, 2021).

Covid-19 bir RNA virüsüdür. İnsanlarda ve memelilerde görülen diğer virüslerin aksine ribonükleik asitte (RNA) kodlanmıştır(Togay ve Yılmaz, 2020). SARS-CoV-2'nin yapıtaşları Şekil 2.1'de gösterilmiştir. Covid-19 genellikle birbirine yakın kişiler arasında virüsü içeren aerosoller, damlacıklar solunduğunda ya da doğrudan burun, ağız veya gözlerle temas ettiğinde bulaşır(Batırel, 2020; Gayaf ve diğ., 2021; Türken ve Köse, 2020). Covid-19 vücudumuza girdikten sonra RNA'sını serbest bırakır. Enfekte olan hücreler bu RNA'yı okur ve virüsün yeni kopyalarının bir araya getirilmesine yardımcı olan proteinleri üretir böylece hastalığın tüm vücuda ve diğer insanlara yayılmasına neden olur(Romano ve diğ., 2020).



Şekil 2.1: SARS-CoV-2'nin yapısı (Santos ve diğ., 2020).

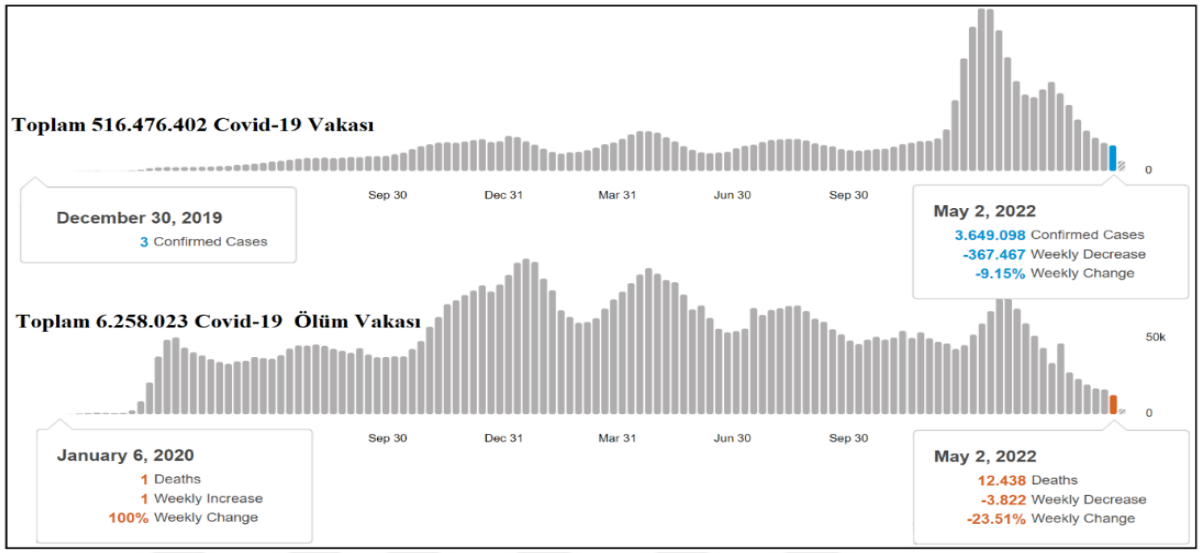
Covid-19 genellikle birbirine yakın kişiler arasında virüsü içeren aerosoller, damlacıklar solunduğunda ya da doğrudan burun, ağız veya gözlerle temas ettiğinde bulaşır(Batırel, 2020; Gayaf ve diğ., 2021; Türken ve Köse, 2020). Covid-19 vücudumuza girdikten sonra RNA'sını serbest bırakır. Enfekte olan hücreler bu RNA'yı okur ve virüsün yeni kopyalarının bir araya getirilmesine yardımcı olan proteinleri üretir böylece hastalığın tüm vücuda ve diğer insanlara yayılmasına neden olur(Romano ve diğ., 2020).

2.3. COVID-19 PNÖMONİSİNİN BELİRTİLERİ VE TESPİT YÖNTEMLERİ

Virüs bulaşan hastada semptomların ortaya çıkması ortalama olarak 5-6 gün olarak bilinir. Hastalığın en yaygın semptomları arasında vücut sıcaklığının artması, öksürük, yorgunluk, tat veya koku kaybı ve vücut ağrısı şeklinde görülür(Çelik ve Köse, 2020; Kıral, 2021). COVID-19 ateş, öksürük, göğüs ağrısı dahil olmak üzere COVID-19 dışı pnömoni türlerine benzer klinik semptomlar gösterir ancak farklı tedavi ve enfeksiyon yönetimi gerektirir. Çoğu bakteri türü antibiyotiklerle tedavi edilebilir, ancak antibiyotikler genellikle virüslerin neden olduğu pnömoniler için kullanılmazlar(Ginsburg ve Klugman, 2020). COVID-19 için kesin bir tedavi henüz bulunmamakla birlikte kişinin hastanede tedavi görmesine gerek olup olmamasına bağlı olarak alınan bazı antiviral tedaviler verilebilir.

COVID-19 hastalığın yayılmasını yavaşlatmak veya durdurmak için dünyada hemen her ülkede birçok önleyici tedbirler alınmıştır(Taramasso ve diğ., 2021). Fiziksel veya sosyal mesafeye dikkat edilmesi, kapalı alanlarda yüz maskelerinin kullanılması, hastalığa yakalanan kişilerin bu süreci karantinada ve izole olarak geçirmesi, kapalı alanların havalandırılması, ellerin sıklıkla yıkanması bireylerin başlıca uyguladıkları tedbirler olarak belirtilebilir. Ülke genelinde ise okulların kapatılması, toplu etkinliklerinin yasaklanması, esnek çalışma saatlerinin düzenlemesi, seyahat kısıtlamaları ve sokağa çıkma yasakları gibi önleyici tedbirler alınmıştır. Ancak tüm bu tedbirlere rağmen coronaviridae ailesine ait yeni bir virüs olan Covid-19'un vaka ölüm oranı önceki türleri SARS-CoV ve MERS-CoV' dan %2,5 daha düşük olsa da bulaşıcılığı daha yüksek olduğundan dünya çapında daha yüksek morbidite ve mortaliteye neden olduğu gözlemlenmiştir(Petrosillo ve diğ., 2020). 2019 Aralık-2022 Mayıs ayı tarihleri arasındaki Dünya Sağlık Örgütü (WHO) tarafından yayınlanan güncel Covid-19 vaka ve ölüm sayıları Şekil 2.2'de gösterilmiştir. Hastalığın tespitinde hastalardan numuneleri toplamak için kullanılan bir çubuğa tutturulmuş emici malzeme içerikleriyle burun veya boğazdan alınan sürüntüler konu ile ilgili protokollere uygun olarak uygulanır(Fidancı ve Atmış, 2020). Virüsün yayıldığı veya çoğaldığı yerlerden sürüntü almak testin doğruluğunu artırır. Covid-19'un tespiti

için alınan RNA örneklerinde varsa SARS-CoV-2 saptanabilene kadar, kopyalanabilen çoğaltılabilir.



Şekil 2.2: Dünya Sağlık Örgütü tarafından güncel olarak yayınlanan haftalık toplam Covid-19 vaka sayıları ve haftalık toplam Covid-19 ölüm sayıları(World Health Organization, 2020).

DNA'ya dönüştürülmesi için gerçek zamanlı Ters-Transkripsiyon Polimeraz Zincir Reaksiyonu (RT-PCR) teknolojisini kullanılır. Bu yöntemde alınan numunelerde viral RNA'nın bulunup bulunmadığını tespit edebilmek için kullanılan floresan işaretleyiciler belirli bir seviyenin üzerine çıkarsa, bu virüsün var olduğunu gösterir(Hatch ve diğ., 2014). Gerçek zamanlı RT-PCR, Covid-19 virüsünü tespitinde Şubat 2020 tarihinden itibaren altın standart olarak kabul edilen laboratuvar yöntemidir. Ancak RT-PCR sonuçlarının doğruluğunun büyük ölçüde numune toplama zamanlamasına, saklama koşullarına ve işlenmeye bağlıdır. Alınan örnek hasta virüse maruz kaldıktan çok erken veya enfeksiyon kaptıktan çok geç test edilirse, protokollere uygun şekilde numune alınmazsa veya alınan örnek düşük viral yüke sahipse elde edilen test sonuçlarında yanlış negatif sonuçlar mümkündür. Testin uygulamasıyla ilgili bu olumsuzluklar hastalara zamanında teşhis konulamamasına ve sağlıklı insanlardan izole edilememesine neden olur. PCR testlerinin genel doğruluğu ile ilgili yapılan çalışmalarda duyarlılık oranının %71 civarında olduğu görülmüştür(Fang ve diğ., 2020). PCR testlerinin raporlanma sürecinin ortalama 14 saati bulması ve bu hastalığın tespit sürecinde izolasyonun henüz başlatılamaması hastalığın yayılma hızını artıran etkenlerden biri dir (Zhang ve diğ., 2021). Bu sebeple PCR testlerine yardımcı, daha yüksek duyarlılığa sahip ve hızlı sonuç veren görüntüleme teknikleri de pandemi süresince kullanılmaya devam edilmiştir (Canayaz, 2021b). Radyografik görüntüleme (X-ray) ve bilgisayarlı tomografi

görüntüleme (BT) teknikleri Covid-19'un akciğerlerdeki seyrinin tespiti için pandemi süresince kullanılmıştır(Toğaçar, Ergen ve Cömert, 2020). Bu görüntüleme cihazlarının hemen her sağlık tesisinde sağlık çalışanlarının desteği ile hızlıca hizmet verebiliyor olması pandemi sürecinde ek bir yatırıma gerek olmadan PCR testlerine yardımcı olarak kullanılmalarını sağlamıştır. Akciğer X-ray görüntüleme için çok düşük dozda iyonlaştırıcı radyasyon kullanır. Pnömoni türlerinin teşhisine ve tedavisinin izlenmesine yardımcı olmak için X-ray görüntüleme pandemi süresince de sıklıkla kullanılmıştır. Akciğer X-ray görüntüleme ile sonuç alma hızlı ve kolay olduğu için özellikle acil tanı ve tedavide faydalıdır. X-ray görüntüleme ile Covid-19 un tespitinin yapıldığı çalışmalarda semptom başlangıcından sonraki ikinci günden 11. güne kadar duyarlılığın %55 den %79 a kadar değiştiği gösterilmiştir(Campi ve diğ., 1997). Ancak akciğer BT görüntüleme yöntemleriyle Covid-19 un tespitinin yapıldığı çalışmalarda doğruluk oranının ise %87-%91 aralığına kadar artabildiği görülmüştür(Ai ve diğ., 2020). Pandemi sürecinde görüntüleme tabanlı tanı cihazları tamamlayıcı bir seçenek olarak yararlı olmaya devam edilmiştir. BT çalışmalarıyla Covid-19 tespitinin yüksek hassasiyeti ise dikkat çekmiştir. Bununla birlikte yapılan çalışmalarda Covid-19'un erken aşamasında X-ray görüntülemenin bilgisayarlı tomografiden %15 daha kötü duyarlılığa sahip olduğu görülmüştür. Covid-19'un erken evresinde BT bulgularında sıklıkla görülen alt loblardaki küçük buzlu cam opasitesi, X-ray' de bir anormallik olarak görülür(Lei ve diğ., 2020). Bu nedenle Covid-19'un erken evre bulgularına karşı zayıf duyarlılığı X-ray görüntülemenin BT görüntülemeye göre en önemli dezavantajı olarak bilinir. Hastaneye ilk başvuru sırasında hastalık semptomlarının yokluğunda bile BT bulgularından küçük buzlu cam opasitesi saptanabildiğinden ve ayrıca BT görüntülemenin yüksek duyarlılığı nedeniyle Covid-19 pandemisinde birincil görüntüleme yöntemi olmaya devam etmiştir(Cömert, 2020).

Akciğerdeki BT bulguları hastalığın evresine göre değişiklikler gösterir. Torasik görüntülemede güncel ve yeniden açıklanma ihtiyacı duyan terimler ise 1984 yılından bugüne kadar Fleischer Society tarafından torasik görüntüleme terimler sözlüğü olarak yayınlanır(Hansell ve diğ., 2008). Covid-19'un akciğerlerdeki evreleri radyologlar tarafından BT bulguları incelenerek raporlanır. Bu raporları dikkate alan hastanın takibini yapan acil servis ya da yoğun bakım ünitelerindeki hekimler, Covid-19'un akciğerindeki evresine göre hastalığın prognozu hakkında öngörüde bulunur(Kazemi ve diğ., 2020). Covid-19'un akciğerlerdeki BT bulguları incelendiğinde erken evrelerinde Buzlu cam opaklığı (GGO) (alveollerin çökmesi ve hava boşluklarının doldurulması gibi havanın kısmi yer değiştirmesi sonucu oluşan puslu opasite alanları) ve nodüller (küçük, yuvarlak ve 3 cm'ye kadar) sıklıkla görülür(Karahacıoğlu

ve diğ., 2022). Ayrıca konsolidasyon (damarın komşu kenarlarını ve hava yolu duvarlarını kapatan pulmoner parankimal zayıflamada homojen artış) semptomların başlangıcından sonraki ilk 10 gün içinde en çok saptanan ikinci bulgu olmasına rağmen Crazy Paving Pattern (CPP) (düzensiz şekilli parke taşları) buzlu cam opasitesi ve pürüzsüz interlobüler septal kalınlaşmanın bir kombinasyonu olarak GGO derecesinin artması ve konsolidasyonlardan sonraki bulgular olarak görülür(Özer, 2020). Viral pnömonilerde akciğerde gözlemlenen anormal bulguların tanımlandığı Fleischer Society terimler sözlüğü dikkate alınarak Covid-19 BT bulguları evrelerine göre aşağıda belirtilmiştir.

I. Erken evrede, ilk semptomun başlamasından 0-4 gün sonra buzlu cam opasitesi (GGO) genellikle alt loblarda tek veya çift taraflı olarak görülür.

II. İlk semptomdan 5-8 gün sonra ilerleyici aşamaya gelinir ve hastalık ilerledikçe bilateral GGO, kaldırım taşı paterni (CPP) ve konsolidasyon görülür.

III. İlk semptomdan 9-13 gün sonra hastalığın zirvesine ulaşılır ve yoğun konsolidasyon, GGO ve CCP alanları gözlenir.

IV. Absorpsiyon fazı olarak da adlandırılan ilk semptomdan sonraki 14 günlük dönemde konsolidasyon yavaş yavaş kaybolur ve CPP artık görülmez, ancak GGO gözlemlenebilir.

Sıradan hastalar ile ağır/kritik hastaların Covid-19 BT bulguları arasında önemli farklılıklar olduğundan, Covid-19 ile etkin bir şekilde mücadele etmek için akciğer tutulumunu teşhis etmek oldukça önemlidir(Pekçevik ve Belet, 2020). Bu farklılıkların belirlenmesi, Covid-19 hastalarının prognozunu tahmin etmek ve hastaların yoğun bakım ünitesine ve/veya mekanik ventilasyona yatırılması gerekip gerekmediğine karar vermek için hızlı bir triyaj yöntemi olarak kullanılabilir. Bu sebeple sağlık profesyonellerinin Covid-19 ile daha etkin bir şekilde mücadele edebilmeleri için ihtiyaç duydukları önemli bilgileri sağlamak için radyolojik bulguların incelenmesi gerekir.

Covid-19 viral pnömonisinin, diğer viral pnömoniler ve bakteriyel pnömonilerden ayırt edilerek teşhis edilmesi böylece uygun tedavilerin uygulanabilmesi hasta sağlığı ve sağlık sistemlerinin yeterliliği açısından önemlidir. Akciğer BT'sinin radyolojik yorum doğruluğu radyoloğun deneyimine bağlıdır. Araştırmalar, Covid-19'un bulgularının İnfluenza A(H1N1) viral pnömoni ve bakteriyel pnömonide tespit edilen bulgulara benzer olduğunu göstermiştir. Covid-19'u viral pnömoniden ayırt etmek çok daha zordur çünkü Covid-19 BT bulguları diğer viral pnömonilerden üst ve orta loblarda daha yüksek periferik dağılım dışında oldukça benzerdir(Akdaş Tekin ve diğ., 2021). Bakteriyel pnömoninin ise viral pnömoniden buzlu cam opaklığı, bir segment veya lobda konsolidasyon ile yaygın hava olan kısımlardaki

opaklaşmasında önemli ölçüde farklı olduğu bilinir(H. X. Bai ve diğ., 2020). Covid-19 pnömonisinin akciğer BT görünümünün diğer viral pnömonilerden ayırt edilebilirliği Çin ve Amerika'da görev alan radyologların duyarlılıklarının %70 ile %93 arasında farklı oranlarda değiştiği yapılan bir çalışmada ortaya konulmuştur. Radyologların değişen duyarlılık performansları BT görüntülemenin yüksek duyarlılığının avantajlarını ortadan kaldıracak düzeyde tartışmaya açmıştır(H. X. Bai ve diğ., 2020). Covid-19 ve sonrasında olası benzer pandemilerde tespit edilecek farklı BT bulgularına radyologların hızlı uyum sağlayamaması, merkezden uzak bölgelerde görev alan radyologlara yeterli eğitimlerin ulaşamaması ayrıca tecrübe eksikliği olan radyologlar da eklendiğinde radyologlar arasında değişen bu duyarlılık performansının varlığı kabul görmüştür. Covid-19 ve benzer diğer pnömoni türlerini ayırt etmede hastanın ilk başvurusu sırasında bilgisayar destekli tanı sistemleri (CAD) kullanılarak BT bulgularının sınıflandırılmasıyla hastanın triyaj, hastaneye yatış ve kritik bakım ihtiyaçlarını belirlemede önemli bir rol üstlenecektir(Tekcan Sanli ve diğ., 2021a). Bu nedenle, radyologların şüpheli Covid-19 vakalarını tanımlamasına ve Covid-19' u Covid-19 olmayan viral pnömonilerden ayırt etmesine yardımcı olmak için BT görüntülemeye dayalı CAD sistemlerinin görüntü arşivleme ve iletişim sistemi (PACS) ile entegre edilmesine acil ihtiyaç vardır.

Son zamanlarda görüntü bölütleme ve sınıflandırma gibi birçok uygulamada yapay zekâ teknikleri kullanılır(Amyar ve diğ., 2020). Bu uygulamaların artışı orijinal görüntüde insan gözüyle görülemeyen görüntü özelliklerini ortaya çıkarabilen derin öğrenme yaklaşımlarının birçok uygulamada kolaylıkla kullanılmasından kaynaklanır (Krizhevsky, Sutskever ve Hinton, 2017). Öznitelik çıkarmada oldukça başarılı olduğu kanıtlanmış olan konvolüsyonel sinir ağları (CNN), derin öğrenme ve bilgisayarla görü alanındaki gelişmelerle ortaya çıkmış ve yaygın olarak kullanılmıştır. Bu alandaki geliştirici çalışmalar ise artarak devam etmiştir. Ayrıca transfer öğrenme teknikleri ile önceden eğitilmiş ağlar kullanarak nispeten az sayıda görüntüyle bile çok derin bir CNN ağının hızlı bir şekilde yeniden eğitilmesine izin vererek derin öğrenme sürecini büyük ölçüde kolaylaştırmıştır. Çalışmanın giriş bölümünde yapay zekâ alanındaki gelişmelerin tarihsel gelişimi anlatılmış olup yapay sinir ağlarıyla başarılı sonuçlar alınmaya başlanan bu süreçle birlikte günümüzde ise özellikle derin öğrenme yöntemleriyle sınıflandırma alanında önemli uygulama başarıları elde edilmiştir. Bu kapsamda bu çalışma kapsamında değerlendirilen akciğer dokularının sınıflandırılması ile ilgili çalışmalar YSA ve derin öğrenme yöntemleri alt başlıklarında aşağıda detaylıca incelenmiştir.

2.4. YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK AKCİĞER DOKULARININ SINIFLANDIRILMASI

Gunasundari ve Baskar (2009) tarafından akciğer dokusunu yağ dokusundan ayırt edebilmek amacıyla yaptıkları çalışmalarında iki nörondan oluşan tek katmanlı yapay sinir ağları modeliyle benzer çalışmaları da kapsayan bir yapı önerilmiştir. 35 BT akciğer görüntüsünün kullanıldığı çalışma ile akciğer ve çevresinde yüksek yoğunluklu pikselleri düşük yoğunluklu piksellerden ayırt etmek için iteratif optimal eşik değeri algoritmasından yararlanılmıştır. Optimal eşik algoritmasından başarılı sonuçlar elde edilebilmek amacıyla akciğer dokusunda bulunan boşluk bölgelerinin morfolojik olarak kapatılması için yuvarlanan top metoduyla arka plan düzeltmesi sağlanmıştır. Kovaryans öznitelik elde etme yöntemiyle elde edilen öznitelikler yapay sinir ağlarının girişine verilmiştir. 100 döngü boyunca ağırlıklar güncellenerek toplam 15 öznitelik için %90 en yüksek genel doğruluk değeri elde edilmiştir(Gunasundari ve Baskar, 2009).

Wu ve diğ. (2010) akciğer kanseri tanısında BT görüntülerinden bilgisayar destekli bir tanı şeması geliştirmek ve radyologlara kötü huylu ve iyi huylu dokuları ayırt etmede yardımcı olmak amacıyla 26 giriş birimi, 6 gizli birim ve 1 çıkış birimi içeren yapay sinir ağları modelini kullanarak yaptığı çalışmada seçilen öznitelikler YSA giriş verileri olarak kullanılmıştır. Lojistik regresyon kullanılarak yapılan sınıflandırmada % 84,6 genel doğruluk başarısı elde edilmiştir.

Dandıl ve diğ. (2014) akciğer kanserinin tespitinde kullandıkları ileri beslemeli tek katmanlı YSA modeli 6 giriş nöronu ve 22 gizli katman nöronundan oluşur. Toplam 128 akciğer BT görüntüsünün kullanıldığı çalışmada 76 iyi huylu ve 52 kötü huylu akciğer nodül görüntüsü modelin eğitim ve testi için kullanmıştır. Görüntü üzerinde 3x3 medyan filtre ve histogram eşitleme teknikleri kullanılarak gürültü azaltma ve görüntü iyileştirme yapılmıştır. Kendine organize olan haritalar (SOM) yöntemiyle nodüller segmente edildikten sonra istatistiksel bir yöntem olan gri seviyeli birlikte oluşum matrisi (GLCM) ile görüntülerden öznitelikler elde edilmiştir. Temel Bileşen analizi (PCA) yöntemiyle özniteliklerin seçimi ve boyut azaltma yapılan çalışmada %90,63 genel doğruluk başarısı elde edilmiştir.

Gutte ve diğ. (2007) önerdikleri modelde fluorodeoxyglucose (FDG) radyofarmasötik kullanılarak pozitron emisyon tomografi (PET) ve BT modalitelerinden elde edilen görüntülerle akciğer kanserini tespit etmek için YSA kullanılmıştır. Öncelikle görüntü işleme yöntemi olarak gri seviye segmentasyonu kullanılarak eşik değerleri elde edilmiştir. Her bir görüntüden

elde edilen 8 öznitelik verisi YSA girişine uygulanmıştır. Sonuç olarak tek katmanlı ve 5 nörondan oluşan gizli katmana sahip YSA ile %92 genel doğruluk başarısı elde edilmiştir.

Farahani ve diğ. (2015) akciğer kanserinin erken teşhisi amacıyla BT görüntülerini kullanan bilgisayar destekli bir sınıflandırma yöntemi önerdikleri çalışmalarında öncelikle görüntülerden gürültü giderme, segmentasyon, arka plan düzeltme işlemleri yapıldıktan sonra ilgili nesnelerin ve bunların özelliklerinin ham görüntülerden çıkarılması işlemleri yapılmıştır. Alan büyütme ve eşik değeri segmentasyon yöntemleriyle görüntülerdeki köşe, renk ve aydınlık seviyelerinin anlamlı derecede farklılık oluşturan kısımları elde edilmiştir. Görüntülerde istenmeyen nesnelerin elimine edilmesi, boşluk doldurma ve kenar yumuşatma gibi görüntü işleme yöntemleri sonrasında kullanılarak üzerindeki nodüllerin sınırlarının tespiti yapılmıştır. Nodüllerden elde edilen yuvarlaklık, dairesellik, kompaktlık, eliptiklik değerleri görüntülerden elde edilen özniteliklerdir. Eğitim için kullanılan YSA'ya ait gizli katman 10 nörondan oluşturulmuştur. Elde edilen eğitim verileri topluluk sisteminin kararlarını birleştirmek için çoğunluk oylaması yöntemi kullanılmış ve sınıflandırıcı olarak ise makine öğrenmesi yöntemlerinde sıklıkla tercih edilen K en yakın komşular (KNN) ve destek vektör makineleri (DVM) kullanılmıştır. Önerilen yöntemle %86,4 genel doğruluk başarısı elde edilmiştir.

Abbasi ve diğ. (2013) normal ve normal olmayan akciğer seslerinin sınıflandırılması amacıyla kullandıkları yapay sinir ağının giriş nöronlarının sayısı 19, çıktı katmanı nöronlarının sayısı, 6'dır. Gizli katmandaki optimum nöron sayısı ise 40 nörona eşittir. Bu çalışmada dalgacık katsayılarını kullanarak akciğer seslerinin öznitelik çıkarımını ve bunların sinir ağı ve destek vektör makineleri ile sınıflandırılmasını önerilmiştir. Akciğer sesleri 6 sınıfa ayrıldıktan sonra sonuçlar normal ve anormal akciğer seslerinin sınıflandırılması için destek vektör makineleri tercih edilmiştir. Önerilen yöntemle akciğer sesleri %93,51 ile %100 arasında genel doğruluk başarısı ile sınıflandırılmıştır.

Heckerling ve diğ. (2003) acil servise akut solunum şikayetleri ile başvuran hastalarda pnömoni varlığını veya yokluğunu tahmin etmek için YSA'yı kullanarak sonuçları lojistik regresyon modellemesinden elde edilenlerle karşılaştırmıştır. Yapılan çalışmada gizli katman sayısı 0,1,2 olarak seçilerek eğitim parametrelerinden de momentum ve eğitim oranı gibi değerlerde değişiklikler yapılarak en başarılı model oluşturulmaya çalışılmıştır. Önerilen modelde lojistik regresyon makine öğrenim algoritması kullanılarak sınıflandırma yapılmıştır. Önerilen yöntemle bir gizli katman kullanılarak %97,2 özgüllük değeri elde edilmiştir.

Bastawrous ve diğ. (2005) akciğer BT görüntülerinde Buzlu Cam Opaklığı (GGO) nodüllerinin tespiti için BT görüntülerine Gabor filtresi uyguladıkları çalışmalarında yüksek

yoğunluk değerlerine sahip nesneleri çıkarmak için eşik işlemi ve etiketleme dahil olmak üzere bazı morfolojik işlemler gerçekleştirmiştir. Eğitim işlemi için kullanılan YSA modelinin giriş nöron sayısı görüntünün tüm piksellerini karşılayacak şekilde 900 olarak seçilmiştir. Çıkış değeri sınıf sayıları dikkate alınarak 35 olarak belirlenmiş ayrıca gizli katman sayısı ise 10 nörondan oluşmuştur. YSA kullanılarak GGO nodüllerinin tespitinde en yüksek doğruluk başarısı ise %84 olarak elde edilmiştir.

Er ve diğ. (2010) tarafından kronik obstrüktif akciğer, pnömoni, astım, tüberküloz, akciğer kanseri hastalıklarının teşhisi için çok katmanlı, olasılıklı, öğrenen vektör kuantizasyonu ve genelleştirilmiş regresyon sinir ağları kullanılarak karşılaştırmalı bir göğüs hastalıkları teşhisi gerçekleştirilmiştir. Çalışmada toplam 6 sınıf sınıflandırılmıştır. 38 farklı özniteliğin kullanıldığı çalışmada öksürük, vücut ısısı, göğüste, ağrı şikâyeti, halsizlik, göğüste basınç, balgam, solunum yollarında ses, sigara alışkanlığı verilerinden yararlanılmıştır. Farklı yapay sinir ağları modellerinin kullanıldığı çalışmada gizli katman sayısı ise 1 ve 2 olarak ayrı ayrı seçilmiştir. En yüksek başarı ise %92,6 olarak elde edilmiştir.

2.5. DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİ KULLANILARAK AKCİĞER DOKULARININ SINIFLANDIRILMASI

İbrahim ve diğ. (2021) Covid-19, Covid-19 dışı viral pnömoni, bakteriyel pnömoni ve sağlıklı akciğer X-ray görüntülerini birbirinden ayırt edebilmek amacıyla derin öğrenme yöntemini kullandıkları çalışmada transfer öğrenme yöntemiyle AlexNet modelini kullanarak sınıflandırma yapılmıştır. 371 Covid-19, 4237 Covid-19 dışı viral pnömoni, 4078 bakteriyel pnömoni, 2882 sağlıklı akciğer X-ray görüntüsü kullanılarak yaptıkları çalışmada %93,42 genel doğruluk, %89,18 duyarlılık ve %98,92 özgüllük elde edilmiştir.

Khan ve diğ. (2020) önerdikleri derin öğrenme yapısıyla Covid-19, viral pnömoni, bakteriyel pnömoni ve sağlıklı akciğer X-ray görüntüleri sınıflandırılmıştır. CORONET diye adlandırdıkları derin öğrenme yapısıyla Covid-19‘un ayırt edilmesinde toplam 284 Covid-19, 327 viral pnömoni, 330 bakteriyel pnömoni ve 310 sağlıklı akciğer X-ray görüntüsü kullanmıştır. Önerilen CORONET yapısında transfer öğrenme yöntemiyle Xception derin öğrenme modelinden yararlanarak eğitim sırasında çapraz doğrulama yöntemini kullanılmıştır. Çalışma sonucunda elde edilen genel doğruluk değeri %89,6, kesinlik değeri %93,17, recall değeri %98,25, ve F-skor değeri ise %95,61’dir.

Jain ve diğ. (2020) Covid-19, viral pnömoni, bakteriyel pnömoni ve sağlıklı akciğer görüntülerini ResNet-50 ve ResNet-101 modellerini kullanarak önerdikleri sınıflandırma çalışmalarında görüntü işleme yöntemlerinden artırma tekniği olarak -15 ile +15 derece arasında görüntüleri döndürme ve görüntülerdeki yüksek frekansları elimine etmek için ise Gauss Bulanıklaştırma yöntemi kullanılmıştır. Toplam 250 Covid-19, 350 viral pnömoni, 300 bakteriyel pnömoni ve 315 sağlıklı akciğer görüntüsü kullanılarak yapılan çalışmada öncelikle bakteriyel pnömoni ve sağlıklı akciğer görüntüleri pnömonilerden ayrıldığı üç sınıflı sınıflandırma yöntemi kullanıldıktan sonra viral pnömoni Resnet-101 kullanılarak Covid-19 ve diğer pnömoniler olarak sınıflandırılmıştır. Bu çalışmada elde edilen en yüksek genel doğruluk başarısı %97,77, recall değeri %97,14 ve kesinlik değeri ise %97,14 olarak elde edilmiştir.

Ucar ve Korkmaz, (2020) transfer öğrenme yöntemiyle önerdikleri derin öğrenme yapısında SqueezeNet derin öğrenme ağı kullanılmıştır. Toplam 76 Covid-19, 1583 sağlıklı akciğer, 4290 viral pnömoni XRAY görüntüsü kullanılarak yapılan çalışmada görüntü artırma teknikleri olarak Gauss gürültüsü ekleme, kırpma, parlaklık azaltma ve parlaklık artırma kullanılmıştır. Modelin hiper parametreleri öğrenme oranı, momentum ve L2 düzenleme değeri Bayesian optimizasyon algoritması kullanılarak amaç fonksiyonunu en düşük olduğu değer için tespit edilmiştir. Çalışma sonrasında %98,26 genel doğruluk, %99,13 özgüllük, %98,25 F-skor değeri elde edilmiştir.

Nour ve diğ. (2020) uygulamaya özel uyarladıkları konvolüsyonel sinir ağları modelini kullanarak toplam 219 Covid-19, 1341 sağlıklı akciğer, 1345 viral pnömoni X-ray görüntüsü sınıflandırılmıştır. Sınıflandırıcı olarak ise makine öğrenmede sıklıkla kullanılan en yakın komşu kenar, karar ağaçları ve destek vektör makineleri kullanılmıştır. Yapılan çalışmada %98,97 genel doğruluk, %89,39 duyarlılık, %99,75 kesinlik ve %96,72 F-skor değerini karar destek vektörleri ile elde edilmiştir.

Krishnaswamy ve diğ. (2022) yaptıkları derin öğrenme çalışmalarında SequezeNet ve ShuffLeNet derin öğrenme modellerinden yararlanılmıştır. Toplam 1252 Covid-19 akciğer BT görüntüsü görüntü artırma teknikleri ile 8764'e ve 1230 Covid-19 olmayan akciğer BT görüntüsü görüntü artırma teknikleri 8603'e artırılmıştır. Görüntüler eğitim ve validasyon kümelerine 80:20 oranında ayrılmış olup bu görüntülerden eğitim sonunda her iki modelden elde edilen öznitelikler birleştirilerek daha yüksek başarı elde edilmesi amaçlanmıştır. Elde edilen sonuçlarda hastalığın mevcut olduğu alanların ya da derin öğrenme ağının karar vermesinde etkin özniteliklerin bulunduğu alanın görselleştirilmesi için sınıf aktivasyon haritaları (CAM) tekniği kullanılmıştır. İki ayrı derin öğrenme modelinden elde edilen

özniteliklerin birleştirilmesiyle %97,81 genel doğruluk, %96,08 özgüllük, %96,15 kesinlik ve %96,98 F-skor değeri elde edilmiştir.

Zhou ve diğ. (2021) EDL_Covid adını verdikleri çalışmalarında akciğer BT görüntüleri, Covid-19 dışı akciğer BT görüntüleri ve sağlıklı akciğer BT görüntüleri kullanmıştır. Covid-19' un tespiti için yapılan sınıflandırmada modellerin toplu kullanım yapısıyla göreceli çoğunluk oylaması sınıflandırma yöntemi kullanılmıştır. Her bir sınıf için toplam 2500 BT görüntüsü kullanılarak 6000 eğitim ve 1500 validasyon görüntüsü kullanılmıştır. Derin öğrenme modeli olarak AlexNet, GoogLeNet ve ResNet18 tercih edilmiştir. 5 kat çapraz doğrulamalardan elde edilen performans metriklerinin ortalaması alınarak %99,05 genel doğruluk, %99,6 özgüllük ve %98,59 F-skor değeri elde edilmiştir.

Acar ve diğ. (2021) Covid-19'un tespitinde 1607 Covid-19 BT akciğer görüntüsü ve 1667 sağlıklı akciğer görüntüsü kullanılarak yapılan derin öğrenme çalışmasında VGG16, VGG19, Xception, ResNet50, ResNet50v2, Inceptionv3, InceptionResNetv2, DenseNet121 ve DenseNet169 modellerinden yararlanılmıştır. Eğitim için ayrılan görüntüler Üretken Çekişmeli Ağlar (GAN) yöntemiyle 3600 Covid-19 ve sağlıklı akciğer görüntüsüne çoğaltılmıştır. Çalışmada GAN yöntemiyle elde edilen yeni veri setiyle orijinal görüntülerle yapılan çalışmanın sonuçları karşılaştırılmıştır. Çalışma sonucunda en yüksek %99,51 genel doğruluk değeri 5 kat çapraz doğrulama yöntemiyle InceptionV3 modelinin GAN yöntemiyle artırılan veri setiyle birlikte kullanılmasıyla elde edilmiştir.

Bu tez çalışmasında veri kümeleri ile ilgili rakamsal detaylar, derin öğrenme modellerinin mimarileri ve kullanılan yöntemlerin matematiksel tanımlamaları Yöntem bölümünde açıklanmıştır. Önerilen yaklaşımdan elde edilen sonuçlar ve tablolar ise Bulgular bölümünde verilmiştir. Çalışmada önerilen yöntemlerden elde edilen sonuçlar ile benzer çalışmalarda elde edilen sonuçlar üzerinden Tartışma bölümünde karşılaştırılarak değerlendirilmiş ve tez çalışmasından elde edilen sonuçlar ise Sonuçlar ve Öneriler bölümümde irdelenmiştir.

3. YÖNTEM

Akciğer BT görüntülerinden Covid-19 hastalığının tespiti ve Covid-19'un akciğerlerdeki tutulumunun sınıflandırmasıyla ilgili tüm deneysel çalışmalar ve analiz yöntemleri bu kısımda ayrıntılarıyla belirtilmiştir.

3.1. MATERYAL

Covid-19' u viral pnömonilerden ayırt etmek için kamuya açık paylaşılan Covid-19 ve viral pnömoni BT görüntü veri setlerinin sayıca yetersizliği ilgili derin öğrenme sınıflandırma çalışmalarının çoğunlukla X-ray veri kümeleriyle gerçekleştirilmiştir(Panwar ve diğ., 2020). BT görüntüleri kullanılarak Covid-19' un en az iki farklı pnömoni türünden ayırt edildiği az sayıda BT derin öğrenme sınıflandırma çalışması yayınlanmıştır. Ayrıca Covid-19 akciğer bulgularının hastalığın prognozu ile ilgili olduğu birçok çalışma ile ortaya konulmuş olmasına rağmen Covid-19 bulgularının sınıflandırılmasıyla ilgili veri seti oluşturulmadığından herhangi bir çalışma ile karşılaşılmamıştır. Her iki durum ile ilgili veri setlerinin eksik ya da ulaşılamıyor olmasından kaynaklı bu alanda yeterli çalışmaların olmadığının tespiti sonrasında, bu tez çalışması İstanbul Hamidiye Etfal Eğitim ve Araştırma Hastanesi Etik Kurul'undan 01/12/2020 tarihli ve 3019 sayılı onay alındıktan sonra veri setleri oluşturularak yapılmıştır.

Bu tez çalışmasında Covid-19'un benzer klinik semptomlar gösterdiği en yaygın viral pnömoni türlerinden olan influenza A (H1N1) viral pnömoni ve bakteriyel pnömoni ayrıca sağlıklı akciğer BT görüntülerinden ayırt edilebilmesi amacıyla dört sınıflı yeni bir veri seti oluşturulmuştur(Garten ve diğ., 2009; Barr ve diğ., 2014). Viral pnömoni veri setleri İstanbul Hamidiye Etfal Eğitim ve Araştırma Hastanesi PACS sistemlerinden Etik Kurul onayı alındıktan sonra elde edilmiş ve hastanenin radyoloji bölümünden uzman radyologlar tarafından yeniden incelenerek oluşturulmuştur. Sağlıklı akciğer BT görüntülerinden 236 adeti https://radiopaedia.org/ adresindeki kesitsel görüntülerden ve 72 adeti ise https://github.com/deepimages2021 adresinden elde edilmiştir. Oluşturulan veri seti 614 adet Covid-19 BT (3/1/2020 ile 31/12/2020 arasında çekilmiş) görüntüsü, 415 influenza A (H1N1) viral pnömoni BT (01/1/2019 ve 30/10/2019 arasında çekilmiş) görüntüsü ve 518 adet bakteriyel pnömoni BT (4/1/2019 ve 30/11/2020 arasında çekilmiş) görüntüsü ile 308 adet sağlıklı akciğer BT görüntüsü (27/11/2021) olmak üzere toplam 1855 görüntüden oluşur. Dört sınıflı veri seti sınıf isimleri dikkate alınarak CPBH olarak adlandırılmıştır. Veri setlerindeki görüntü çözünürlükleri 512 x 512 ile 1096 x 1289 piksel arasında değişik boyutlarında olup

görüntüler .jpg ve .jpeg formatındadır. Ancak, derin öğrenme modellerinin giriş görüntüleri için kabul edilen boyutlar 224x224 olduğundan, tüm görüntüler buna göre yeniden boyutlandırılmıştır. CPBH veri setindeki toplam 423 hastanın demografik özellikleri Tablo 3.1 'de özetlenmiştir. Tablo 3.1'de her bir sınıf için görüntü elde edilen hasta sayısı n değeri ile temsil edilmiştir.

Tablo 3.1: CPBH Veri setindeki 423 hastanın demografik bilgileri.

Veri Seti Karakteristikleri	**COVID-19 (n=196)**	**H1N1 Pnömoni (n=211)**	**Bakteriyel Pnömoni (n=10)**	**Sağlıklı Akciğer (n=6)**
Yaş(y) Ortalama	53,17 ± 17,58	58 ± 11	58 ± 11	36,84±8,56
<60	130 (%67)	98 (%46)	4 (%40)	4 (%66)
≥60	66 (%33)	113 (%54)	6 (%60)	2 (%33)
Erkek	107 (%55)	130 (%61)	5 (%50)	3 (%50)
Kadın	89 (%45)	81 (%39)	5 (%50)	3 (%50)

Hasta yaşı ile ilgili bilgiler ortalama ± standart sapma şeklindedir.

CPBH veri setindeki Covid-19 görüntülerinden hastalığın pulmoner evrelerini sınıflandırmak için görüntüler radyoloji departmanı tarafından yeniden analiz edilmiş olup, veri setindeki görüntülerin beş farklı sınıf akciğer BT bulgusu içerdiği tespit edilmiştir. Covid-19 veri setinde yer alan beş farklı akciğer BT bulgusu sınıfı aşağıda listelenmiştir.

I. konsolidasyon,

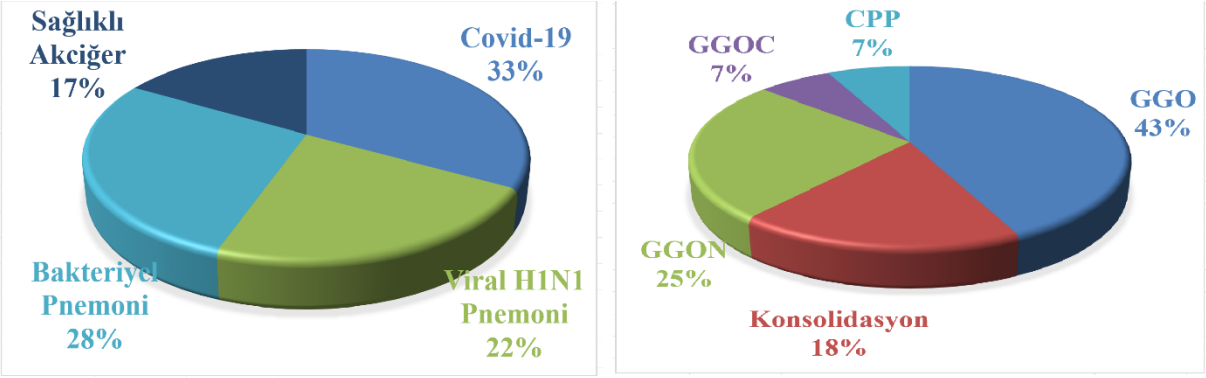
II. kaldırım deseni (CPP)

III. buzlu cam opasiteleri (GGO)

IV. karışık buzlu cam opasiteleri ve konsolidasyonu (GGOC),

V. karışık buzlu cam opasiteleri ve nodül (GGON),

Ayrıca Covid-19 veri setinden beş farklı sınıfta elde edilen akciğer BT bulgu sınıflarındaki dengesiz görüntü sayılarını telafi etmek amacıyla Yang ve diğ. (2020) tarafından yayınlanan COVID-CT veri seti de kullanılarak BT bulgularına göre radyologlar tarafından analiz edilmiştir. CPBH'den elde edilen GGO BT bulgularının sayısı yeterli olduğundan, GGO sınıfı hariç olmak üzere COVID-CT veri setinden elde edilen yeni BT bulguları sınıflarına göre COVID-19 sınıfından elde edilen bulgular veri setine eklenmiştir. Bildiğimiz kadarıyla, derin öğrenme yaklaşımı için ilk kez oluşturulan BT bulguları veri seti CovCT-Bulgular olarak adlandırılmıştır. Veri setlerinin sınıflara göre yüzde dağılımları ve görüntü sayıları sırasıyla Şekil 3.1 ve Tablo 3.2'de gösterilmiştir.

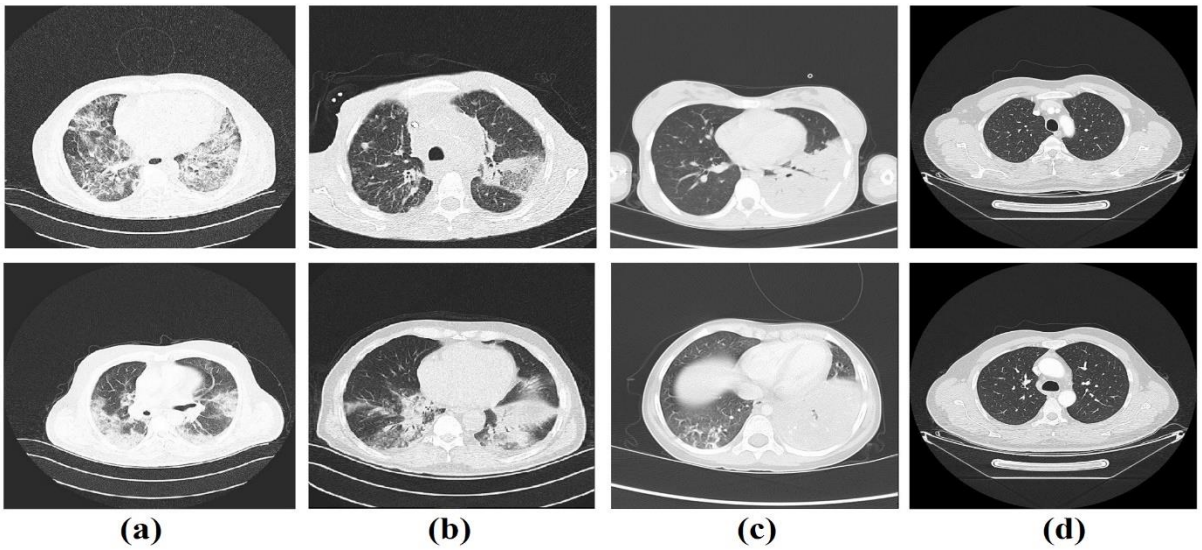


Şekil 3.1: CPBH ve CovCT Bulgular Veri Seti'nin sınıflarının oranları.

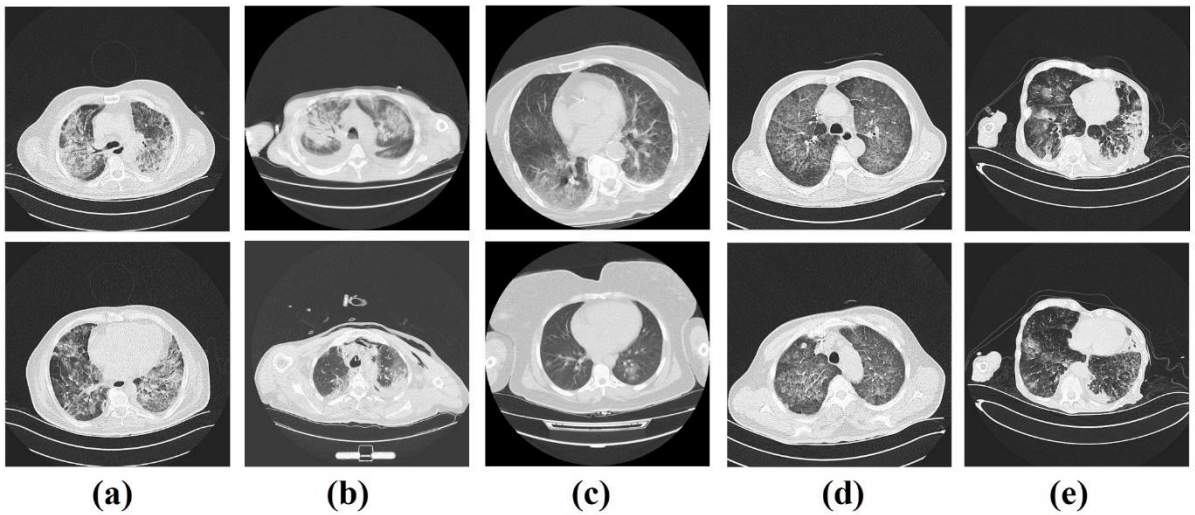
Tablo 3.2: CPBH and CovCT Bulgular Veri Seti her bir sınıfa ait görüntü sayıları.

CPBH Veri Seti Sınıflar			**BT Görüntü Sayısı**	**Toplam Görüntü Sayısı**
Covid-19			614	1855
Viral Pnömoni			415	
Bakteriyel Pnömoni			518	
Sağlıklı Akciğer			308	
CovCT Bulgular Veri Seti Sınıflar	**COVID-CT Veri Seti**	**Covid-19 Veri Seti**	**BT Görüntü Sayısı**	**Toplam Görüntü Sayısı**
GGO	0	337	337	785
Konsolidasyon	108	36	144	
GGON	7	191	198	
GGOC	27	23	50	
CPP	29	27	56	
Toplam Görüntü Sayısı	171	614	785	

Bu tez çalışmasında kullanılan CPBH ve CovCT Bulgular veri kümelerine ait bazı örnek eksenel akciğer penceresi BT görüntüleri Şekil 3.2. ve Şekil 3.3 ile verilmiştir. PACS sisteminden elde edilen tüm pnömoni BT taramaları 128 dedektör dizisi (Somatom Sensation, Siemens, Almanya) sarmal tarayıcı ile yapılmıştır. BT çekimleri sırasında önemli BT parametrelerinden minimum ve maksimum tüp akım değerleri (150-250 mAs) aralığında, 2 mm rekonstrüksiyon aralığı ve 5 mm kesit kalınlığı seçilmiştir. BT görüntüleri iki radyolog (15 ve 25 yıllık deneyim) tarafından ve birbirlerinden bağımsız olarak yorumlanmıştır.



Şekil 3.2: Bu çalışmanın deneysel analizinde kullanılan CPBH veri setinden BT görüntüleri, (a) COVID-19 pnömonisi (b) H1N1 viral pnömoni, (c) Bakteriyel pnömoni, (d) Sağlıklı akciğer görüntüleri.



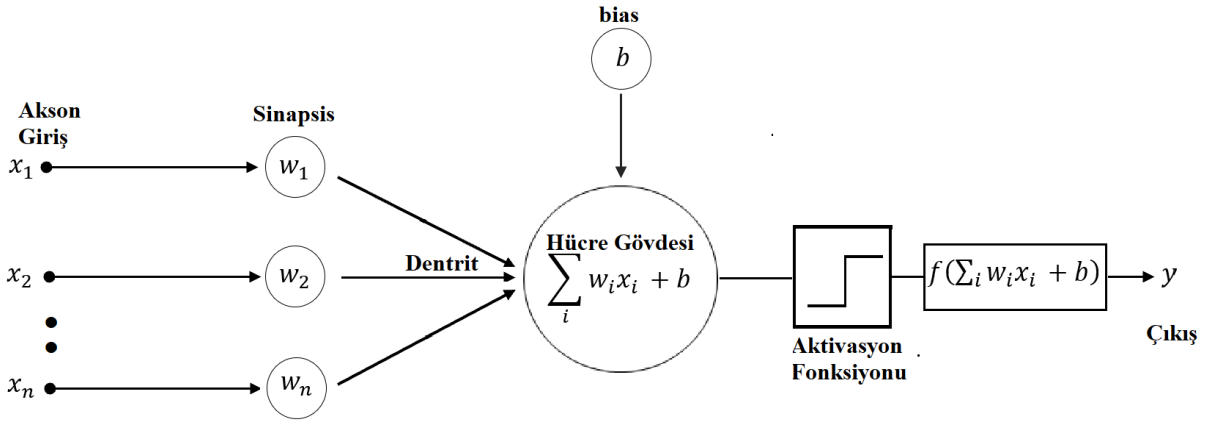
Şekil 3.3: Bu çalışmanın deneysel analizinde kullanılan CovCT Bulgular veri setinden veri setinden BT görüntüleri (a) Kaldırım taşı paterni (b) Konsolidasyon, (c) Buzlu cam opasiteleri, (d) Buzlu cam opasiteleri ve nodül, (e) Buzlu cam opasiteleri ve konsolidasyon.

3.2. METOT

3.2.1. Yapay Sinir Ağları

Yapay zekâ uygulamalarından olan derin öğrenme yöntemleri yapay sinir ağlarının artan büyük veri inceleme ihtiyaçlarını karşılayamamasından doğmuş olsa da kullanılan birçok fonksiyon, parametre ve katman yapısı klasik yapay sinir ağları ile benzerdir. YSA'nın gelişim süreci aslında derin öğrenme yapılarının başlangıç süreci olarak bilinir. Dolayısıyla bu bölümde öncelikle YSA gelişim süreci, parametreleri ve bileşenleri anlatılmıştır.

İnsan beyni, duyularımızdan alınan bilgileri iletip işleyen nöronlardan oluşur. Nöronların yapısı sinyali aldığı aksiyom potansiyeli oluşturduğu ve bir sonraki nörona ilettiği dentrit, hücre gövdesi(soma), akson ve uçlarından oluşur. Beyin bu nöron hücreleri arasında uzun dikenli dallara benzeyen ağlar oluşturarak elektrik ve kimyasal sinyallerle iletişim kurar. Birbirine bağlı gibi duran bu nöronlar mikroskop altında incelendiğinde ise birbirlerine bağlı olmadığı görülür(Spruston, 2008). Akson çıkışlarındaki bu sinaptik uçlar kimyasal moleküllerin uyarıldığında hücre zarını geçen elektriksel sinyalleri oluşturup alıcı nöronlara iletir. Sinaptik uçlar gelen uyarıları motor nöronun değerlendirmesi sonrasında aktif olursa yanıt verir ve aksiyon potansiyeli oluşturur. Aksiyon potansiyeli hücreler arasında iletişimde esas görevi üstlenir. Hücrenin uyarılma eşik değerinin üzerindeki voltaj değişiminde hücre zarından iyon akışına izin verilerek iletişim başlatılır. Nöronların çalışması modellenerek biyolojik nörona benzer şekilde çalışan ve girdileri sınıflandırmak için ağırlıklar kullanan YSA en küçük parçası "perceptron (algılayıcı)" ilk defa 1957 yılında Frank Rosenblatt tarafından tanımlanmıştır(Rosenblattt, 2019). Bu modellemeyle önerilen ve herbir nöron içerisinde yapılan işlemler Şekil 3.4 ile gösterilmiştir. Burada akson hücrede üretilen elektrik sinyallerini diğer nöronlara iletmek için hücre gövdesinden terminal düğmelerine sinyalleri taşımak ve sinapsislerde sonlandırmaktan sorumludur. Dendritler ise diğer nöronlardan aldıkları sinyalleri genetik bilgi üreten hücre gövdesine iletirler. Alınan sinyaller hücre gövdesinde ağırlıklarla çarpılarak ve sonrasında bias değeri ile toplanarak çıkış aktivasyon fonksiyonuna verilerek bir çıkış elde edilir.



Şekil 3.4: Sinir hücresinin matematiksel gösterimi.

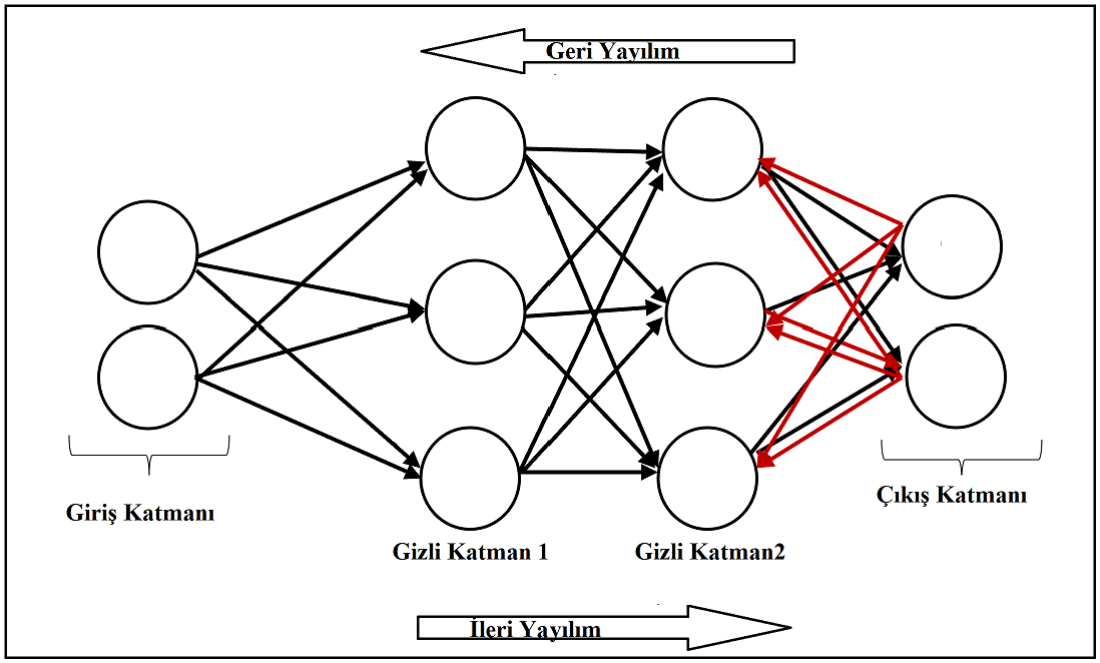
Şekil 3.4 'te basit bir sinir hücresi için verilen matematiksel gösterim tüm sinir hücrelerinin girişleri için Denklem 3.1'deki gibi ifade edilmiştir.

$$y_i = f(\sum_i^n w_i\, x_i + b) \tag{3.1}$$

Burada y_i tek katmanlı sinir hücresinin çıkış değerini, f aktivasyon fonksiyonunu, b bias (sapma) değerini , w_i ve x_i ise i girişine ait ağırlık ve giriş değerlerini ifade eder.

Tek katmanlı yani sadece girdi ve çıktıdan oluşan donanım algoritmaları ile sadece doğrusal sınıflandırmalar yapılabilir. Ancak doğrusal olmayan denetimli öğrenme çalışmaları için girdi ve çıktı bağımlılıklarını modelleyerek öğrenmenin yapılabilmesi için tek katmanlı yapıların yerini çok katmanlı yapılar almıştır. Çok katmanlı sinir ağı bir giriş katmanı, bir veya daha fazla gizli katman ve sınıf sayısı kadar nöron içeren bir çıkış katmanından oluşur. Gizli katmanlar giriş katmanı ile çıkış katmanı arasındaki nöron düğümleridir(Gardner ve Dorling, 1998). Gizli katmanlardaki her nöron bir önceki katmandaki tüm nöronlara tamamen bağlıdır ancak gizli katmanın her bir katmanındaki nöronlar ise birbirinden tamamen bağımsız olarak çalışır ve hiçbir bağlantı paylaşılmaz. Bu çok katmanlı yapı sinir ağlarının doğrusal olmayan daha karmaşık özellikleri öğrenmesini sağlar. Çok katmanlı sinir ağlarında en başarılı sonuçlar geri yayılımında kullanıldığı türlerdir. İleri yönlü yayılımla sinyalin giriş katmanından gizli katmanlar boyunca çıkış katmanına doğru hareket edip çıkış katmanının kararının gerçek etiket değeri ile karşılaştırılıp elde edilen hatanın değerini minimuma indirebilmek için ağırlıkların ve bias değerlerinin değiştirerek tekrardan hesaplanabildiği yapılar geri beslemeli yapay sinir ağlarıdır. İleri yayılımın sonunda çıkış katmanında tahmin edilen değer ile gerçek değer

karşılaştırıldığında hata değeri elde edilir. Elde edilen hata değeri modelin ne kadar gerçeğe yakın ya da gerçekten uzak tahmin ettiğinin bir ifadesi olup amaç ise hatayı sıfıra indirmek olarak kabul edilir. Geri yayılım, hata daha aşağı inemeyecek duruma gelene kadar devam eder (Heidari ve diğ., 2019). Şekil 3.5'te çok katmanlı sinir ağı yapısal olarak gösterilmiş olup, giriş değerleri gizli katmanlarda nöronlar ve aktivasyon fonksiyonları aracılığı ile çıkış katmanına doğru ilerler ve çıkış değeri elde edilir. Bu ileri yönlü yayılım olarak ifade edilir.



Şekil 3.5: Çok katmanlı sinir ağlarında ileri-geri yayılımın gösterimi.

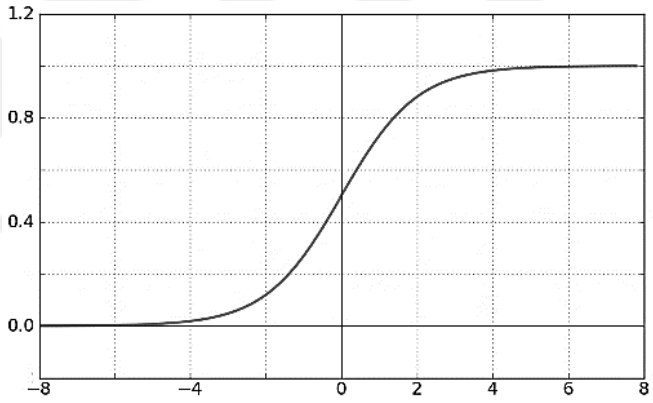
Çok katmanlı ağlarda geri yayılım, beklenen gerçek çıktı ile elde edilen anlık ağ çıktısı arasındaki toplam hata belirlenen değerden büyük olduğu durumlarda hata fonksiyonunun ağırlıklara göre türevi hesaplanarak hatayı azaltacak şekilde uygulanır. Türev değeri pozitif ise ağırlığın değeri düşürülürken türev değeri negatif ise ağırlığın değeri artırılarak hatanın azaltılması sağlanır(Nguyen-Thien ve Tran-Cong, 1999). Bu işlem tüm eğitim veriler için hata sıfıra yaklaşana kadar karar verilen tekrarlanma süresince tekrarlanır. Bu önceki katmanlara doğru matematiksel zincir şeklinde bir türev işlemi gerektirdiğinden çok katmanlı sinir ağlarında (multilayer perceptron) kullanılacak aktivasyon fonksiyonlarının türevlenebilir olmasını gerektirir.

3.2.1.1. Yapay Sinir Ağlarında Kullanılan Aktivasyon Fonksiyonları

Aktivasyon fonksiyonları temel olarak doğrusal aktivasyon fonksiyonu ve doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonları olarak 2 tipe ayrılabilir. Lineer aktivasyon fonksiyonlarının

kullanılması modelin doğrusal olarak davranmasını gerektirirken çok katmanlı YSA'nda doğrusal fonksiyonların olması ise sinir ağlarının parametrelerinin eğitilmesinde yarar sağlamaması nedeniyle bu yapılarda tercih edilir(Sharma, Sharma ve Anidhya, 2020). Doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonları sonrasında sistemin lineerliği bozulmuş olur ve böylece sinir ağlarında çoklu katmana geçişe olanak sağlanır. Sinir ağlarında ve derin ağlarda kullanılan başlıca aktivasyon foksiyonları aşağıda verilmiştir.

a) Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu: İsmini Yunan alfabesi sigma harfinden alan fonksiyon yapay sinir ağlarında aktivasyon fonksiyon olarak kullanılarak modelin çıktısını 0 -1 değer aralığında olasılık puanına dönüştürerek üzerinde çalışılmasını ve yorumlanabilemesini kolaylaştırır.(Sibi, Allwyn Jones ve Siddarth, 2013) Derin öğrenme yapılarında sıklıkla kullanılan sigmoid aktivasyon fonksiyonuna ait grafik Şekil 3.6 'da ve matematiksel tanımlanması ise Denklem 3.2 ile verilmiştir.

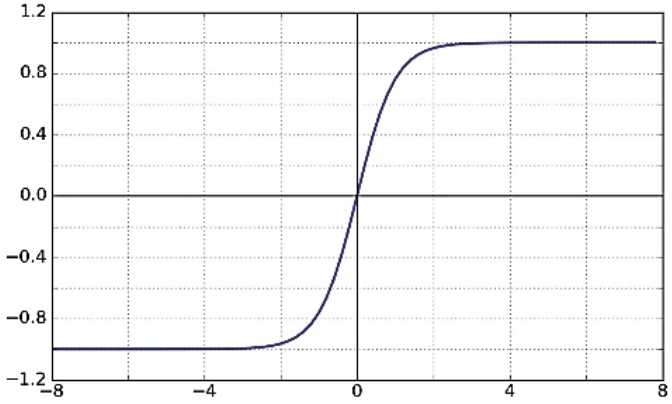


Şekil 3.6: Sigmoid fonksiyonu.

$$s(x) = \frac{1}{1+ e^{-x}} \tag{3.2}$$

Sigmoid fonksiyonunda paydadaki 1 değeri olasılık sonucunun 1'den büyük çıkmasını engeller. Sonuç olarak bir veri seti sigmoid fonksiyon kullanılarak sınıflandırıldığında çıkış değerleri ağırlıklarla orantılı olarak 0 ile1 arasında olasılıklar alır ve en yüksek olasılık değerini alan sınıf tahmin edilen sınıf olarak kabul edilir.

b) Tanh Aktivasyon Fonksiyonu: Yapay sinir ağlarının katmanları arasında doğrusal olmayan aktivasyon gerçekleştiren sigmoidal bir fonksiyondur. Lojistik sigmoid fonksiyonuyla benzerlik gösterir ancak tanh(x) çıkış olasılık değerlerini sigmoid fonksiyondan farklı olarak -1,1 arasında eşleştirir(Abdelouahab, Pelcat ve Berry, 2017). Tanh fonksiyonuna ait grafik Şekil 3.7'de ve matematiksel tanımlanması ise Denklem 3.3'te verilmiştir.

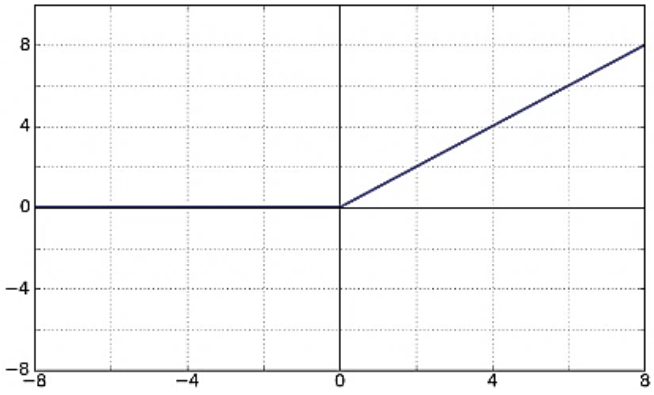


Şekil 3.7: Tanh sigmoid fonksiyonu.

$$\tanh(x) = \frac{2}{1+\ e^{-2x}} - 1 \tag{3.3}$$

c) Düzeltilmiş Doğrusal Birim (ReLU) Aktivasyon Fonksiyonu:

Hahnloser tarafından 2000 yılında tanıtılan ReLU aktivasyon fonksiyonu YSA ve derin öğrenmede farklı versiyonlarıyla birlikte en çok tercih edilen fonksiyondur(Abdelouahab, Pelcat ve Berry, 2017). ReLU fonksiyonu, Tanh ve sigmoid fonksiyonlarında yaşanan gradyan kayıpları ve doyuma ulaşma sorunlarında üstünlükler gösterir. Bu sorunların üstesinden gelen RELU ya ait grafik Şekil 3.8'de verilmiştir.



Şekil 3.8: ReLU fonksiyonu.

ReLU aktivasyon fonksiyonu 0 hariç tüm noktalarda türevlenebilirdir. 0'dan büyük değerler için sadece fonksiyonun maksimumunu dikkate alınır. ReLU aktivasyon fonksiyonu matematiksel olarak Denklem 3.4'teki gibi ifade edilir.

$$r(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases} \tag{3.4}$$

d) Softmax Aktivasyon Fonksiyonu: Sinir ağlarının son katmanı olan çıkış katmanında ise ağın çıktılarının tahmin edilmesi işlemleri yapılır. Önceki katmanlardan çıkış katmanına iletilen girdilerden çıkış katmanındaki eğitilen sınıf sayısı kadar nöron aracılığı ile sonuç üretilir. Çıkış katmanında girdileri olasılıklara dönüştüren çıkış aktivasyon fonksiyonu olarak Softmax çok sınıflı yapılarda kullanılır(Liu ve diğ., 2016). Softmax bir girdi vektöründe bulunan sayıları üstelleriyle orantılı her bir çıktı değeri (0,1) aralığında ve toplamları 1 olacak şekilde olasılık dağılımlarına normalleştirir. Softmax aktivasyon fonksiyonu matematiksel olarak Denklem 3.5'teki gibi ifade edilir.

$$S(y)_i = \frac{e^{y_i}}{\sum_j^n e^{y_j}} \tag{3.5}$$

Burada y_i giriş vektörünün i' nci elemanı ve n ise sınıf sayısını temsil eder.

3.2.1.2. Yapay Sinir Ağlarında Hata Değerinin Hesaplanması

Sinir ağlarında ağırlıkların güncellenebilmesi hata değerinin belirlenmesi gerekir. Farklı uygulamalar için farklı hata hesaplama yöntemleri kullanılır. Sınıflandırma problemlerinde hata hesaplanmadan önce tüm sınıf bilgileri öncelikle 1 ya da 0 gibi rakamlarla ifade edilecek şekilde düzenlenir. YSA'da çıkış nöron sayısı sınıf sayısı kadardır. Çıkış katmanında çoklu sınıfların sınıflandırılmasında Softmax aktivasyon fonksiyonu kullanılır. Böylece çıkış katmanı tüm çıkış değerlerinin toplamının 1'e eşit olduğu bir olasılık dağılımına dönüşür. Çoklu sınıfların sınıflandırmasında kategorik çapraz entropi hata fonksiyonu olarak kullanılır. Eğitim sırasında tahmin edilen her sınıf olasılığını gerçek sınıf değerleriyle karşılaştırılmakta ve gerçek beklenen değerden ne kadar uzak olduğuna bağlı olarak logaritmik entropi kayıp değerleri kullanılarak model ağırlıkları hesaplanır(Liu ve diğ., 2016). Entropi kaybının sıfır olması modelin en iyi durumu olarak kabul edilir ve çok sınıflı sınıflandırmalar için çapraz entropi kaybı Denklem 3.6 'da aşağıdaki şekilde hesaplanır.

$$L_{CE} = -\sum_i T_i \log\left(S(y)_i\right) \tag{3.6}$$

Burada $S(y)_i$ softmax fonksiyonu tarafından i'nci eleman için üretilen olasılık değeri, T_i ise bu elemanın gerçek etiket değeridir.

Sinir ağları başlangıçta rastgele ağırlık değerleriyle başlatılır eğitim sonunda ise kayıp fonksiyonun düşük değerlerde olmasını ve yüksek performans gösteren bir ağımızın olmasını beklenir. Ağırlıklar daha iyi ayarlanabilirse ağın performansı artacaktır. Kayıp fonksiyonunun

değerini optimize ederek en aza indirmek ağın yüksek performans vermesini sağlayacaktır. Bu maksatla kayıp değerinin minimuma indirmek için optimizasyon algoritmaları kullanılır.

3.2.1.3. Yapay Sinir Ağlarında Kullanılan Optimizasyon Algoritmaları

Optimizasyon algoritmaları sinir ağının ağırlıklar ve öğrenme oranı gibi özelliklerini değiştirerek, kayıpları azaltmak için kullanılan algoritmalar veya yöntemlerdir. Optimizasyon algoritması f (x)' in değerini en aza indirmeye veya en üst düzeye çıkarmaya yardımcı olurken kayıpları azaltarak ve mümkün olan en doğru sonuçları sağlamaktan sorumludur. Ağırlık değerleri bazı başlatma stratejileri kullanılarak başlatılır ve denkleme göre her döngüde güncellenir. Derin öğrenme yapılarında, maliyet fonksiyonunu optimize ederek sinir ağını eğitmek için optimizasyon algoritmaları kullanılır. Optimizasyon algoritmaları, derin öğrenme modellerini eğitirken kayıp işlevini en aza indirerek her döngüde ağırlıkları ve öğrenme oranını değiştirir. Derin öğrenme yapılarında en çok kullanılan optimizasyon algoritmaları Adam Optimizasyon Algoritması, Kök Ortalama Kare Yayılım Optimizasyon Algoritması ve Gradyan Düşüş Optimizasyon Algoritması aşağıda açıklanmıştır.

a) Adam Optimizasyon Algoritması

Uyarlanabilir moment tahmininin kısaltması olan Adam, 2015 yılında (Kingma and Ba, 2015) tarafından tanıtılmıştır. Hem momentuma hem de öğrenme oranlarına dayalı yapısı nedeniyle birçok derin öğrenme çalışmasında başarılı sonuçlar elde edilen Adam optimizasyon algoritması bu çalışmada tercih edilmiştir. Adam yönteminde aşağıdaki parametreler kullanılarak ağ değerlerini bir sonraki değerine (U_{t+1}) güncellenir. Adam optimizasyon yönteminin parametreleri aşağıda verilmiş olup parametreleri güncellenme süreci Denklem 3.7 ile Denklem 3.11 aralığında verilmiştir. Burada m_t gradyanın birinci mertebeden momentumudur (ortalama) ve v_t gradyanın ikinci mertebeden momentumudur ayrıca β_1 ve β_2, m_t ve v_t' nin üstel düşüş oranlarını kontrol eden hiper parametrelerdir. Burada bm_t ve bv_t ise birinci ve ikinci moment değerlerinin düzeltilmiş sapma değerleridir.

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1-\beta_1) g_t \tag{3.7}$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1-\beta_2) g_t^2 \tag{3.8}$$

$$bm_t = \frac{m_t}{1-\beta_1^t} \tag{3.9}$$

$$bv_t = \frac{v_t}{1-\beta_2^t} \tag{3.10}$$

$$U_{t+1} = U_t - \frac{\eta}{\sqrt{bv_t}+\varepsilon} bm_t \tag{3.11}$$

Burada g_t gradyan vektörünü, η öğrenme oranını temsil eder ayrıca varsayılan olarak β_1 ve β_2 değerleri sırasıyla 0,9 ve 0,999' dur. ε ise 10^{-8} olarak kabul edilir.

b) Kök Ortalama Kare Yayılım Optimizasyon Algoritması

Kök Ortalama Kare Yayılım (RMSProp) optimizasyon algoritması, gradyan tabanlı bir optimizasyon algoritmasıdır ve ilk olarak Geoff Hinton tarafından önerilmiştir.(Kurbiel ve Khaleghian, 2017). RMSprop, gradyanı normalleştirmek için kare gradyanların hareketli bir ortalamasını kullanarak adım boyutunu (momentum) dengeler, aynı zamanda büyük gradyanlar için adımı azaltır. Kaybolmayı önlemek için küçük gradyanlarda adımı artırır. RMSprop, öğrenme oranını bir hiper parametre olarak ele almak yerine uyarlanabilir bir öğrenme hızı kullanır ve öğrenme hızının zamanla değiştirir. RMSProp'un güncellenme kuralı Denklem 3.12 ve Denklem 3.13 ile verilmiştir(Seyyarer ve diğ., 2020).

$$S_t = \beta S_{t-1} + (1-\beta)\left[\frac{\partial L}{\partial w_t}\right]^2 \tag{3.12}$$

$$w_{t+1} = w_t - \frac{\alpha}{\sqrt{S_t+\epsilon}} \cdot \frac{\partial L}{\partial w_t} \tag{3.13}$$

Burada başlangıç S (gradyan karelerinin üstel ortalaması) değeri 0, öğrenme oranı α=0.001, β=0.9 ve ϵ ise 10-6 olarak kabul edilir.

c) Gradyan Düşüş Optimizasyon Algoritması

Gradyan, bir fonksiyonun eğimidir ve çok değişkenli fonksiyonlarda değişken eksenler boyunca türev vektörüdür. Gradyan Düşüş Optimizasyon Algoritması (SGD), geçerli konumdaki gradyanı kullanarak bir sonraki noktayı yinelemeli olarak hesaplar, ardından bu değeri bir öğrenme oranıyla ölçeklendirir ve elde edilen değeri minimuma ulaşmak için mevcut konumdan

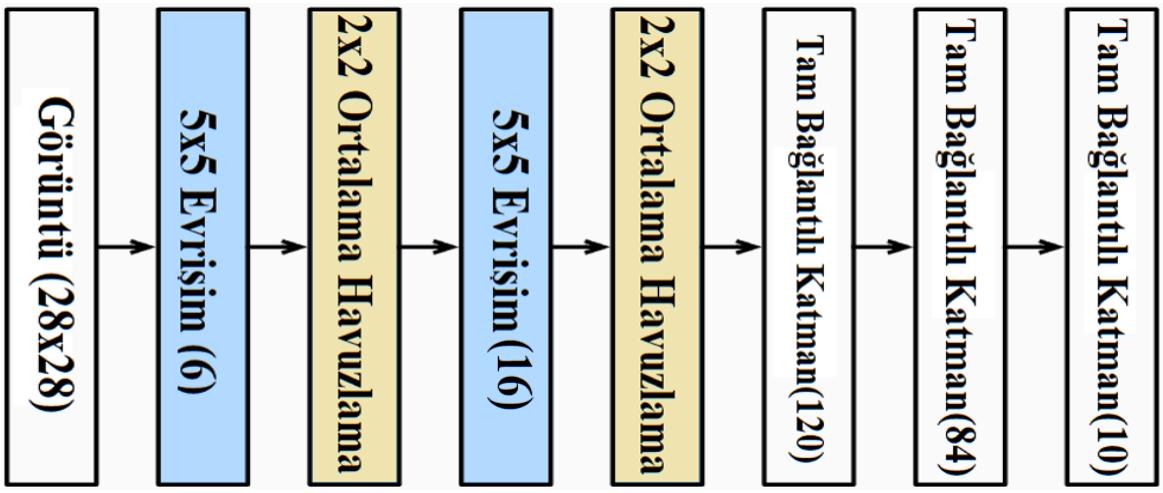
çıkarır. Gradient Düşüş algoritmasının adımları şunlardır: Algoritmanın adımları öncelikle bir başlatma noktası seçer ve bu noktanın gradyanını hesaplar. Minimuma ulaşmak için düşümün tersi yönünde ölçekli bir adım atılır ve maksimum yineleme sayısına ya da adım boyutu belirlenen toleranstan küçük olana kadar bu tekrar edilir. SGD algoritması ise hesaplamaları büyük ölçüde azaltmak için her adımda rastgele bir veri noktası seçer. SGD ile tüm örneklerin maliyet fonksiyonunun gradyanının toplamı yerine, her yinelemede tek bir örneğin maliyet fonksiyonunun gradyanı bulunur. Algoritma her bir eğitim verisi x^i ve etiketi y^i için parametre güncellemesi yapar ve ɳ öğrenme katsayısı ile gradyanların çarpılması sonucunda güncel ağırlıklar (w_t) Denklem 3.14 ile elde edilir(Seyyarer ve diğ., 2020).

$$w_t = w_t - \eta \frac{\partial L}{\partial w_t} \tag{3.14}$$

3.2.2. Konvolüsyonel Sinir Ağları

Derin öğrenme ile sınıflandırma işlemi gerçek görüntüler üzerinden özeliklerin elde edilmesi ve sonrasında elde edilen bu özelliklerin sinir ağları ile eğitilerek görüntülere ait sınıfların olasılıklarının çıkarılmasıdır. Öğrenme süreci sinir ağları ile gerçekleşmiş olsa da özelliklerin manuel olarak çıkarılmasındaki zorluklar konvolüsyonel sinir ağlarının (CNN) ortaya çıkmasıyla neticelenmiştir. Derin öğrenmenin klasik sınıflandırma algoritmalarından en önemli üstünlüğü manuel olarak filtreler kullanarak özellik çıkarılmasına gerek olmadan bu işlemin konvolüsyonel katmanlar içerisinde otomatik olarak yapılmasıdır(Witold Pedrycz ve diğ, 2019). Örneğin YSA'na 60x60x3 boyutunda renkli bir görüntü girdi olarak verilmek istendiğinde 10800 piksel olarak YSA girişine düzleştirilerek verilmelidir. Görüntünün boyutu arttıkça gerekli nöron sayısı da katlanarak artacağından bu da modeli hesaplama açısından uygulanabilir olmaktan uzaklaşır. Verilerin çeşitliliği, boyutu ve kalitesi arttıkça YSA verilerin sınıflandırılmasında yetersiz kalmaya başlamış ve 1998 yılında Yann LeCun tarafından önerilen LeNet-5 konvolüsyonel sinir ağları (CNN) ile üstesinden gelinen bu problemde en gelişmiş performansı göstermiştir. LeNet' in giriş görüntüsünün boyutu 32x32 olacak şekilde ilk olarak el yazması rakamların tespit için kullanılmıştır. LeNet-5 iki kısımdan oluşur(LeCun ve diğ., 1998). Birinci kısım iki evrişim katmanı ve iki havuz katmanından ikinci kısım ise tamamen bağlantılı üç katmandan oluşur. İlk evrişim katmanı 5x5 büyüklüğünde 6 filtre elemanından, ikinci evrişim katmanı ise 5x5 büyüklüğünde 16 filtre elemanından oluşur. Birinci kısımda 2x2

boyutunda iki ayrı havuzlama işlemi yapılır. İkinci kısım üç ayrı tam bağlantılı katmandan oluşur. Çıkış katmanı ise sınıf sayısına (0'dan 9'a kadar sayılar) karşılık gelen 10 nörondan oluşur. Yann LeCun tarafından tanıtılan konvolüsyonel sinir ağının mimarisi Şekil 3.9'da gösterilmiştir.

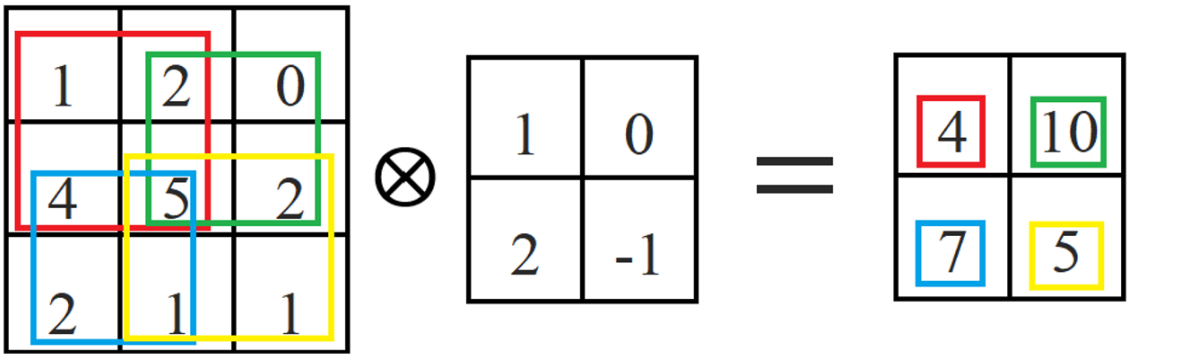


Şekil 3.9: Görüntülerdeki el yazısı rakamları tanımak amacıyla oluşturulan LeNet-5 mimarisi.

Lenet-5 küçük bir ağdır ancak diğer konvolüsyonel sinir ağlarının temelidir(Gang ve diğ., 2021). Bir konvolüsyonel sinir ağı genel olarak konvolüsyon katmanı, havuzlama katmanı ve tam bağlantılı katman olmak üzere üç katmandan oluşur.

3.2.2.1. Konvolüsyon Katmanı

Her pikselin ayrı ayrı hesaplandığı YSA'lardan farklı olarak konvolüsyonel sinir ağlarında girdi bir görüntü olup piksel grupları üzerinden çekirdek boyutu kullanılarak görüntülere ait özellikler elde edilir. Konvolüsyon işlemi sırasında giriş görüntüsü filtre adı verilen matrislerle eleman bazında çarpılıp konum bazında toplanarak öznitelik haritaları elde edilir. Şekil 3.10'da giriş görüntüsü 2x2 boyutundaki filtre ile konvolüsyon işlemine tabi tutularak özellik haritası elde edilmiştir. Konvolüsyon matrisi (filtre) giriş matrisinin (giriş görüntüsünün piksel olarak gösterimi) öncelikle kırmızı ile gösterilen elemanlarıyla çarpılarak toplamları öznitelik matrisinde (elde edilen özellikler) kırmızı ile gösterilen alana yazılmıştır. Sonrasında konvolüsyon matrisi giriş matrisi üzerinde yeşil, mavi ve sarı ile belirtilen alanlarda kaydırılarak buradaki elemanlarla konvolüsyon işlemine tabi tutularak toplamları öznitelik matrisinde karşılıklarına yazılarak öznitelik matrisi elde edilmiştir.



Şekil 3.10: Giriş görüntüsünden konvolüsyon işlemi ile öznitelik matrisinin elde edilmesi.

I iki boyutlu giriş görüntüsü, K mxn boyutlu filtre elemanı olmak üzere i ve j konumlarında her bir pikselden $I \otimes K$ konvolüsyon işlemi Denklem 3.15 ile ifade edilmiştir.

$$(I \otimes K)(i,j) = \sum\sum I(m,n)K(i-m,j-n) \tag{3.15}$$

Öznitelik haritaları elde edildikten sonra konvolüsyon sonuçlarına bias (sapma) değeri eklenir. Sonrasında ise YSA tarafından doğrusal olmayan özniteliklerin öğrenilebilmesi için konvolüsyon sonrasında elde edilen öznitelik haritasına doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonu Denklem 3.16 ile gösterildiği gibi uygulanır.

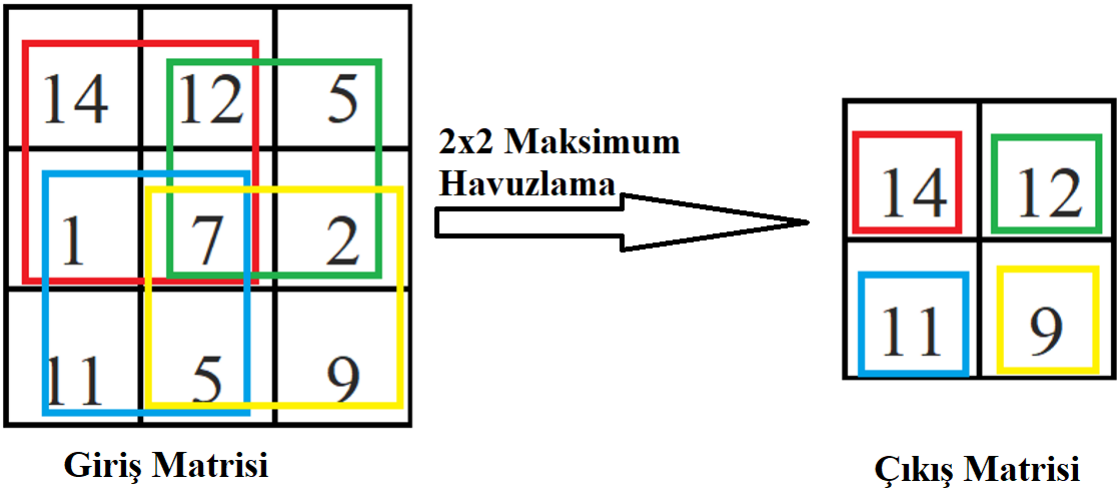
$$I_i^l = f\left(\sum_j I_j^{l-1} \otimes w_{ij}^l + b_i^l\right) \tag{3.16}$$

Burada I giriş görüntüsünü, w ise l. katman için (i, j) konumundaki özellik değeri için Konvolüsyon matrisini, b bias(sapma) değerini, f aktivasyon fonksiyonu ve I_i^l ise elde edilen aktivasyon haritasıdır. Düzeltilmiş doğrusal birim (ReLU) konvolüsyonel sinir ağlarında en yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonudur.

3.2.2.2. Havuzlama Katmanı

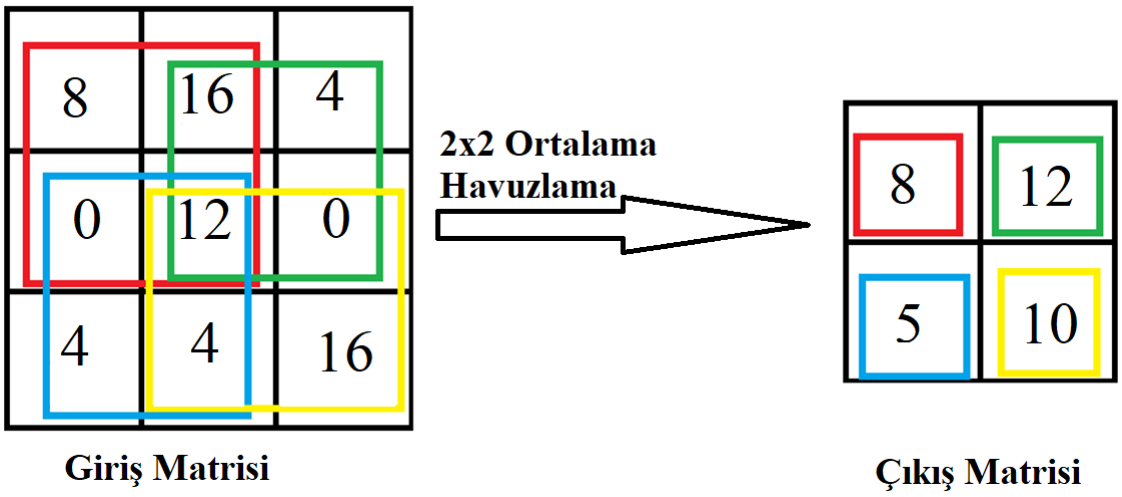
Havuzlama katmanı iki konvolüsyon katmanı arasına yerleştirilir. Havuzlama katmanı hem aktivasyon öznitelik matrisinin önemli özelliklerini korurken hem de bu matrisin işlem uygulanan bölgesinde bulunan özellikleri özetleyerek oluşturduğu çıkış matrisinde parametre sayısını ve ağda yapılan hesaplama miktarını azaltır. Maksimum ve ortalama havuzlama başlıca tercih edilen başlıca havuzlama yöntemlerindendir.

a) Maksimum Havuzlama Yöntemi: Maksimum havuzlama işleminde, giriş matrisinde filtre tarafından taranan alandaki en yüksek değere sahip en belirgin özellik seçilerek boyutu düşürülmüş çıkış matrisinde denk gelen alana taşınır. Şekil 3.11'de maksimum havuzlama yöntemiyle elde edilen çıkış matrisi gösterilmiştir.



Şekil 3.11: Maksimum havuzlama yöntemiyle çıkış matrisinin elde edilmesi.

b) Ortalama Havuzlama Yöntemi: Ortalama havuzlama işleminde, filtre tarafından kapsanan giriş matrisi bölgesinde bulunan değerlerin ortalaması çıkış matrisinde denk gelen alanda ifade edilir. Şekil 3.12'de ortalama havuzlama yöntemiyle elde edilen çıkış matrisi gösterilmiştir.



Şekil 3.12: Ortalama havuzlama yöntemiyle çıkış matrisinin elde edilmesi.

Konvolüsyonel sinir ağlarında (CNN) aktivasyon çıkış matrisinin havuzlama işlemi ile küçültülmesi yalnızca ağın karmaşıklığını düzenlemekle kalmaz fazla uydurmayı azaltarak ağın performansının artmasına da neden olur. Konvolüsyon işleminde tek bir öznitelik değeri üretmek için bir filtreyle birlikte tüm öznitelik haritalarını aynı anda kullanırken, havuzlama işleminde

ise öznitelik haritası oluşturmak için her bir özellik haritasında bağımsız olarak çalışır. Bu nedenle, havuzlama işlemi sonrasında, öznitelik haritalarının sayısı yani katmanın derinliği değişir. Aktivasyon çıkış matrisinin havuzlama işlemine tabi tutulması Denklem 3.17 ile verilmiştir.

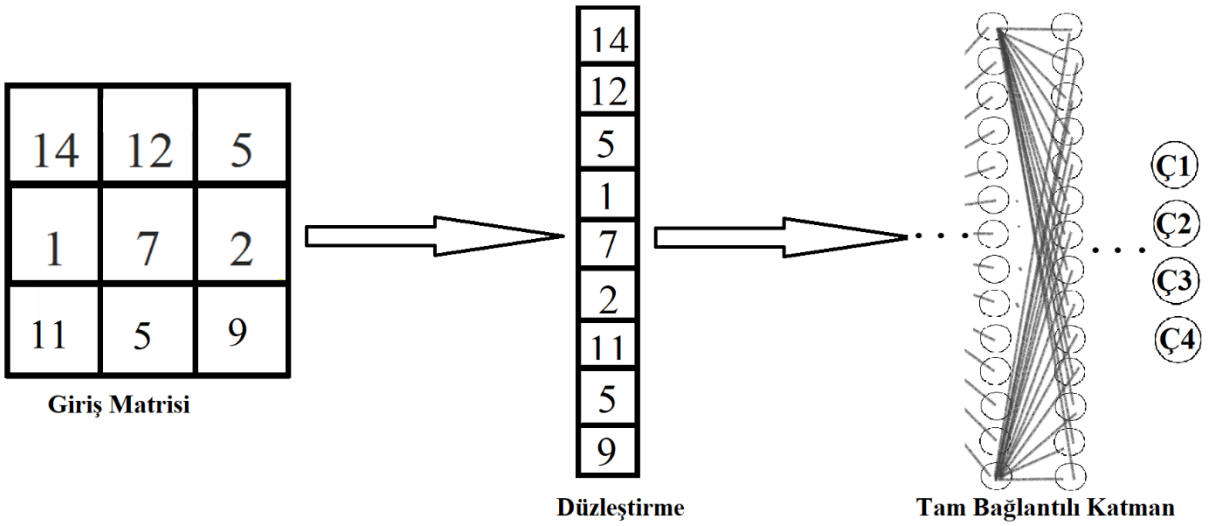
$$Z_k^l = g_p(I_{m,n,k}^l) \tag{3.17}$$

Burada $(I_{:,:,k}^l)$ her $\forall\,(m,n)$ değeri için $\epsilon\, R$ olmak üzere aktivasyon çıkış öznitelik matrisini ve filtre tarafından kapsanan alanda yapılan havuzlama işlemini ise g_p temsil eder. Havuzlama işlemi sonucunda elde edilen $l'nci$ katman ve $k'ncı$ öznitelik çıkış matrisi ise Z_k^l ile gösterilmiştir.

CNN'de konvolüsyon ve havuzlama katmanlarıyla kenar ve eğriler gibi en belirgin özellikler öğrenilirken ağın derinliklerindeki benzer katmanlarından ise giriş görüntüsünün daha spesifik özellikleri elde edilir.

3.2.2.3. Tam Bağlantılı Katman

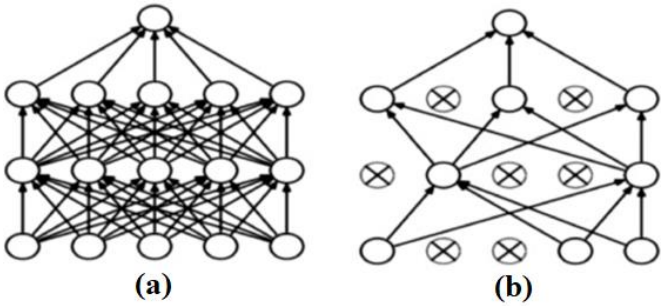
Giriş görüntüsünden elde edilen öznitelikler sınıflandırma sürecinin yapıldığı tam bağlantılı katmana geçiş yapabilmesi amacıyla 1(bir) boyutlu bir diziye dönüştürülüp düzleştirilerek tam bağlantılı katmana iletilir. Mevcut katmanın her düğümü bir sonraki katmanın diğer düğümüne bağlanır. Tam bağlantılı katman sinir ağlarında görüldüğü gibi önceki katmandaki tüm aktivasyonlara tam bağlantıya sahiptir ve benzer şekilde çalışır. Tam bağlantılı katmanın çıkışında yapılacak uygulamaya bağlı olarak çok sınıflı sınıflandırmalarda Softmax aktivasyon fonksiyonu ve iki sınıflı sınıflandırmalarda ise Sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmalıdır. Şekil 3.13 ile konvolüsyon katmanlarından elde edilen özellik matrisinin düzleştirilerek tam bağlantılı katmana iletilmesi gösterilmiştir.



Şekil 3.13: Düzleştirme işlemi ve tam bağlantılı katmana geçiş örnek gösterimi.

Tam bağlantılı katmanda ağın hata değerini azaltarak doğruluk başarısının artırılmasına etki eden önemli bileşenler ve sınıflandırma katmanına ait bilgiler aşağıda açıklanmıştır.

a) Bırakma (Dropout) Katmanı: Sinir ağı katmanında nöronlar arasında birbirine bağlı öğrenme bazı durumlarda ağın aşırı uydurmasına neden olacak şekilde adaptasyon sağlar. Bunun önüne geçmek için kullanılan dropout yöntemiyle bazı bağlantıların ya da nöronların rastlantısal olarak ağdan düşürülmesiyle ileri geçişte geçici olarak bu nöronların boşaltıldığı ve geri geçişte nöronlara herhangi bir ağırlık yenilemesinin uygulanmadığı anlamına gelir böylece farklı ağırlıklarla oluşturulan yeni bir ağ elde edilir(Krizhevsky, Sutskever ve Hinton, 2017). ImageNet gibi büyük veri gruplarıyla eğitilen konvolüsyonel sinir ağlarında dropoutun başarıya etkisi %2 civarında olduğu belirtilmekte olup dropout değeri birçok çalışmada 0.2 ile 0.5 aralığında tercih edilir. Şekil 3.14'te dropout katmanının yapısı verilmiştir.



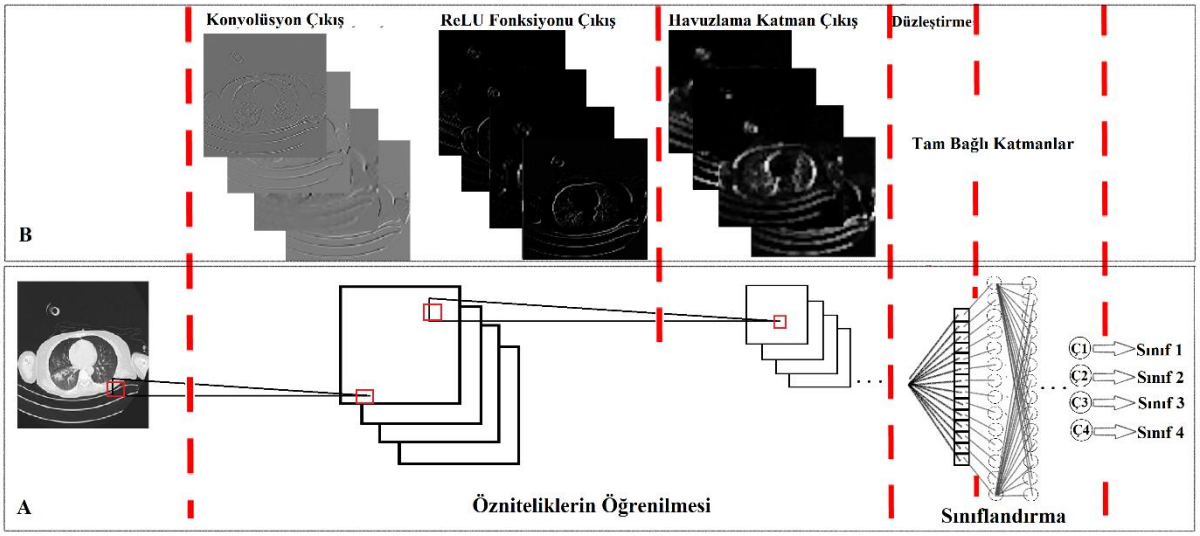
Şekil 3.14: Sinir ağlarında dropout kullanımı a) Nöronlar arası gizli katman bağlantıları b) Dropout sonrası nöronlar arası gizli katman bağlantıları.

b) Batch Normalizasyon (Yığın Ölçeklendirme) Katmanı: Eğitilen modellerin yüksek doğruluk değeri verirken test işlemi sonucunda ise düşük doğruluk elde edilmesinin nedeni olan

aşırı uydurmadan kaçınmak için kullanılan düzenleştirme yöntemlerinden biri de batch normalizasyon yöntemidir(Thakkar, Tewary ve Chakraborty, 2018). Genellikle tamamen bağlı ya da konvolüsyonel bir katmandan sonra uygulanan yığın ölçeklendirme, belirli bir veri kümesinin hem ortalamasının (kaydırma) hem de varyansının (ölçeklendirme) belirli değerlere ayarlanarak daha yüksek öğrenme oranlarına sahip olmayı ve giriş değerlerine olan güçlü bağımlılığın azaltılmasını amaçlar.

c) Softmax Katmanı: Tam bağlantılı katmanın çıkışında ise sinir ağlarında olduğu gibi sınıf sayısı kadar çıkışın olduğu ve sınıflara ait çıktı olasılıklarının hesaplandığı çıkış katmanı yer alır. Çıkış katmanında bu tez çalışmasında da olduğu gibi çoklu sınıflandırmalarda Softmax aktivasyon fonksiyonu kullanılır.

Konvolüsyonel sinir ağı konvolüsyon ve havuzlama katmanlarından oluşan kısmın amacı görüntüden özniteliklerin elde edilmesidir. Tam bağlı katmanlardan oluşan ikinci kısmında ise görüntüyü sınıflandırma işlemi yapılır. Konvolüsyonel sinir ağına ait genel gösterim ve konvolüsyonel sinir ağı giriş görüntüsünün başlangıç katmanlarından elde edilen çıkış görüntüleri Şekil 3.15'te verilmiştir.



Şekil 3.15: Konvolüsyonel sinir ağlarının gösterimi a) Konvolüsyonel sinir ağı genel gösterimi b) Giriş görüntüsünün katman çıkışlarında elde edilen görüntüleri.

3.2.3. Transfer Öğrenme

İnsan beyninin nasıl öğrendiğini taklit eden algoritmalar yardımıyla makinaların insan benzeri karar verme becerilerini geliştirerek günümüzde otomasyon haline getirilmesi yapay zekanın esas hedeflerindendir. İnsanların önceki bilgilerinden yararlanarak farklı çözümler üretebilmelerinden yola çıkılarak makinelerinde açık programlama olmadan verilerden

yararlanıp işlevlerini geliştirip güçlendirebileceği çalışmanın temel yaklaşım alanı olan makine öğrenimi, yapay zekanın bir alt dalıdır ve öğrenme yeteneğini sağlayan yöntemlerdendir. Makine öğreniminde amaç eğitim verilerinden öznitelikleri tespit ederek elde edilen özniteliklerden görünmeyen verilere tahminler yapılır.

Makine öğrenmesinin bir alt dalı olan konvolüsyonel sinir ağlarının ilk katmanlarından genellikle giriş görüntüsünün genel özellikleri diyebileceğimiz özniteliklerin elde edildiği son katmanlardan ise veri setine spesifik özniteliklerin elde edilir. Dolayısıyla bu genel özelliklerden spesifik özelliklere geçişin tek bir katmanda mı yoksa birkaç katman boyunca mı devam ettiği ya da bu sürecin ağın ilk, orta ya da son katmanlarında mı gerçekleştiği araştırmacıların dikkatini çekmiştir. Buradan yola çıkarak önceden elde edilen giriş katmanlarındaki öğrenilmiş ortak genel özelliklerin farklı bir görev içinde kullanılabileceği ve eğitim sürecinde elde edilebilecek avantajlar üzerinde durulmuştur(Alzubaidi ve diğ., 2021). Öğrenme aktarımı olarak ifade edilen bu yöntemle diğer veri setlerinden elde edilen bilgilerin farklı veri setlerinin eğitiminde kullanılarak daha başarılı ve hızlı sonuçlara ulaşılması amaçlanmıştır. Böylece bir uygulamaya yönelik büyük miktarda veri seti ile eğitilen bir derin ağa ait ağırlıklar daha küçük veri setleriyle gerçekleştirilmek istenen benzer uygulamalara aktarılması birçok derin öğrenimle gerçekleştirilen uygulamada sıklıkla kullanılır(Panigrahi, Nanda ve Swarnkar, 2021). Öğrenme aktarımı için kullanılacak derin öğrenme ağının hem yapısı hem de ağırlıkları yeni bir uygulamada başarıyı ve hızı artırmak için kullanılabilir. Burada veri setlerinin benzerliği ve kullanılacak uygulamadaki veri setinin miktarının yeterliliği dikkate alınarak dört farklı strateji bulunur (Huang ve diğ., 2019).

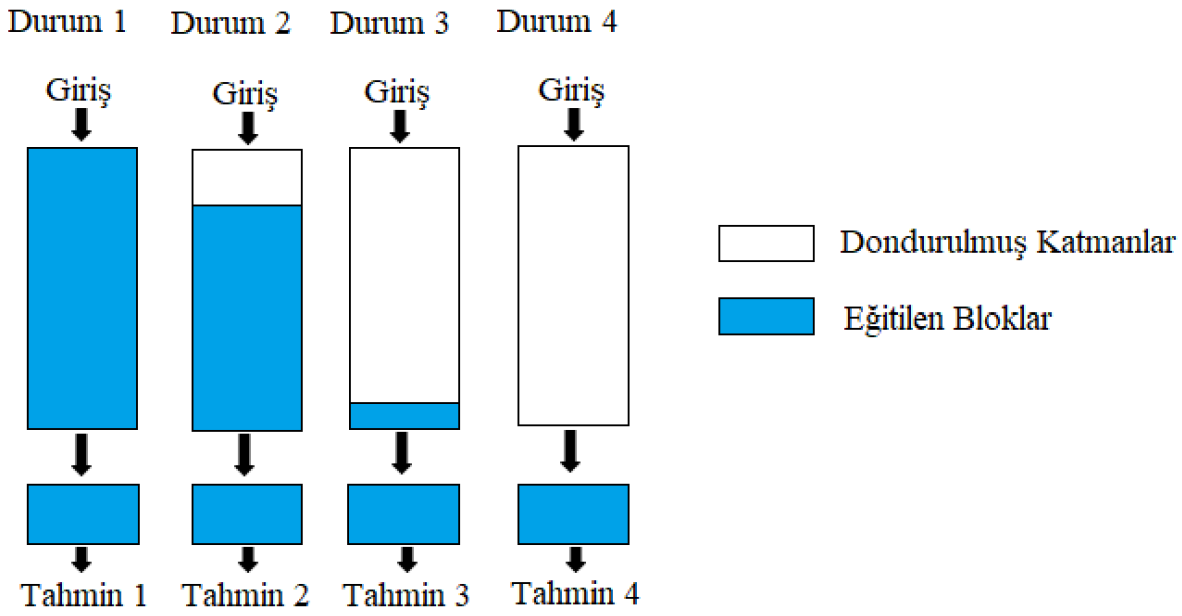
I. Uygulama için kullanılan veri setinin büyüklüğünün yeterli olduğu ancak öğrenme aktarımı yapılacak modelin eğitildiği veri setine benzerliğinin az olduğu uygulamalarda, öğrenim aktarımı yapılan modelin ağırlıkları kullanılmadan sadece çıkış sınıf sayısı katmanı uygunlaştırılarak, öğrenim aktarımı yapılan model en baştan uygulama yapılacak veri seti ile eğitilmesi ile daha yüksek başarı elde edilebilir. Bu senaryo Şekil 3.16’da durum 1 ile gösterilir.

II. Uygulama için kullanılan veri setinin büyüklüğünün yetersiz olduğu ancak öğrenme aktarımı yapılacak modelin eğitildiği veri setine benzerliğinin az olduğu uygulamalarda, öğrenim aktarımı yapılan modelin giriş katmanları dondurularak eğitim sırasında bu ağırlıkların güncellenmesi engellenerek böylece bu katmanlarda büyük bir veri setinden elde edilen genel özelliklerin öğrenim aktarımı yapılıp bu

katmanlarda modelin ağırlıkları değişmeden yeni uygulamaya aktarılır. Üst katmanlarda ise eğitim işlemi yapılıp uygulamaya spesifik öznitelikler elde edilerek çıkış katmanı uygunlaştırılan öğrenme aktarımı modeli beslenerek daha yüksek başarı elde edilebilir. Bu senaryo Şekil 3.16'da durum 2 ile gösterilir.

III. Uygulama için kullanılan veri setinin büyüklüğünün yeterli olduğu ve öğrenme aktarımı yapılacak modelin eğitildiği veri setine benzerliğini olduğu uygulamalarda, öğrenim aktarımı yapılan giriş katmanları ve uygulayıcının tercih edeceği üst katmanlar dondurularak modelin eğitim sırasında bu ağırlıklarının güncellenmesi engellenerek bu katmanlarda büyük bir veri setinden elde edilen genel özellikler ve bazı spesifik özelliklerin öğrenim aktarımı yapılarak bu katmanlardaki modelin ağırlıkları değişmeden yeni uygulamaya aktarılır. Üst katmanlarda ise eğitim işlemi yapılarak uygulamaya spesifik öznitelikler elde edilir. Böylece sınıf sayısı uygunlaştırılan çıkış katmanı beslenerek daha yüksek başarı elde edilebilir. Bu senaryo Şekil 3.16'da durum 3 ile gösterilir.

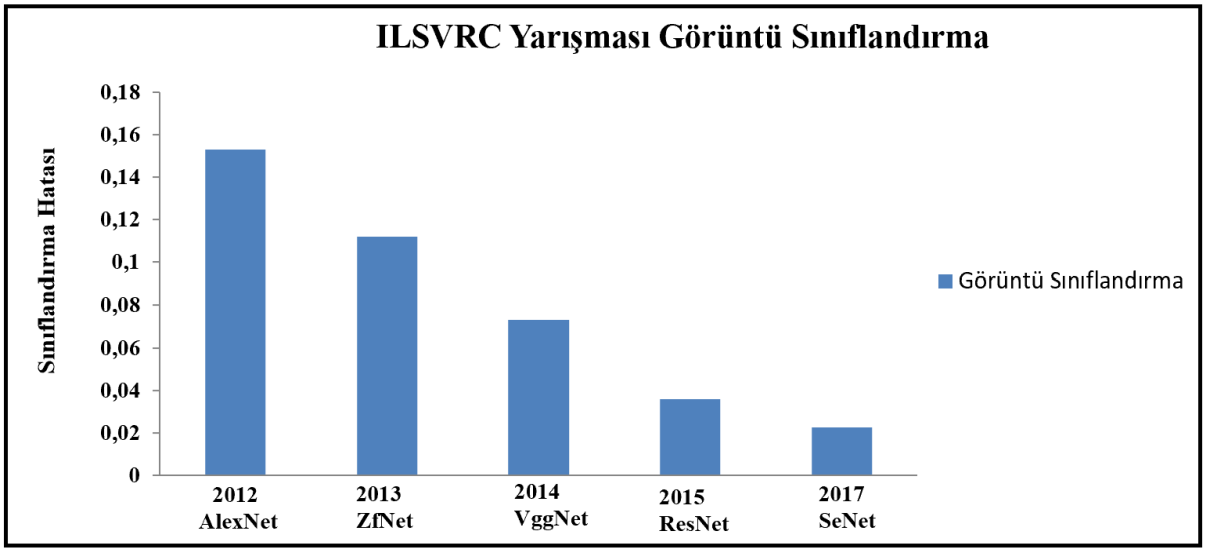
IV. Uygulama için kullanılan veri setinin büyüklüğünün yetersiz olduğu ancak öğrenme aktarımı yapılacak modelin eğitildiği veri setine benzerliğinin olduğu uygulamalarda ise öğrenim aktarımı yapılan model öznitelik çıkarıcı olarak kullanılır. Bu senaryoda tam bağlantılı katmana kadar tüm ağırlıklar dondurularak eğitim sırasında güncellenmesi engellenerek öğrenim aktarımı yapılacak modelin ağırlıkları değişmeden yeni uygulamaya aktarılır. Elde edilen öznitelikler ile sınıf sayısı uygunlaştırılan çıkış katmanı beslenerek daha yüksek başarı elde edilebilir. Bu senaryo Şekil 3.16'da durum 4 ile gösterilir.



Şekil 3.16: Transfer öğrenme stratejileri.

3.2.3.1. Transfer Öğrenme Modelleri

Yapılan bilimsel çalışmalar incelendiğinde bir konvolüsyonel ağın sıfırdan oluşturularak eğitildiği çalışmaların sayısal olarak az olduğu görülür. Bu durum yeterli boyutta bir veri kümesine sahip olmanın her zaman mümkün olmamasından kaynaklanır. Bunun yerine, çok büyük veri kümesiyle önceden eğitilmiş derin konvolüsyonel ağların ilgili görev için eğitilmesi veya sabit bir özellik çıkarıcı olarak yukarıda belirtilen stratejilere uygun olarak kullanılır. Derin öğrenmenin birçok uygulamada kullanılmaya başlaması 1000 sınıflı ve yaklaşık her bir sınıfında 1000 etiketli görüntü içeren ImageNet Veri Seti'nin oluşturulup görüntü sınıflandırma ve nesne tanıma için en başarılı modellerin geliştirilmesi amacıyla 2010-2017 yılları arasında düzenlenen Büyük Ölçekli Görsel Tanıma Yarışması (ILSVRC) ile başlamıştır. Bu yarışmada hata oranında en dikkat çekici düşüş 2012 yılında Alexnet konvolüsyonel sinir ağları kullanılarak elde edilmiştir ve sonraki beş yıl içerisinde sınıflandırma hata oranının %5 in altındaki değerlere düşürülmesi başarılmıştır(Nguyen ve diğ., 2017). ILSVRC yarışmalarında ImageNet Veri Seti kullanılarak önerilen farklı derin konvolüsyonel modellerle hata oranının yıllara göre değişimine ilişkin grafik Şekil 3.17'de verilmiştir.



Şekil 3.17: ILSVRC görüntü sınıflandırma hata değerleri.

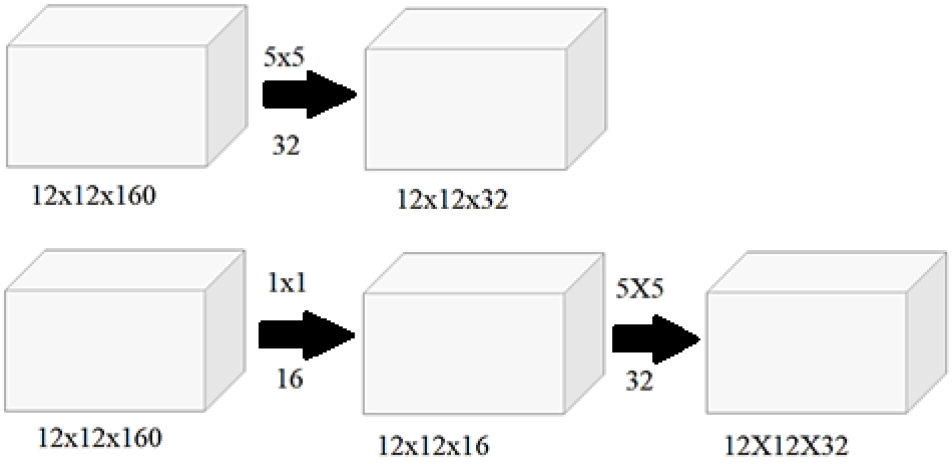
ILSVRC yarışmalarında önerilen ve yüksek başarı gösteren eğitilmiş modellerin mimarileri incelendiğinde bitişik bir şekilde yığılmış katmanlar olan seri ağlar veya bu tez çalışmasında da tercih edilen bir katmanın çıktısının farklı seviyelerde birden çok katmana girdi olduğu ağlar şeklinde olduğu görülür.

Bu tez çalışmasında ImageNet Veri Seti'yle önceden eğitilmiş üç farklı derin öğrenme ağı transfer öğrenme metodu yöntemiyle kullanılarak Covid-19 ve Covid-19'un akciğerlerdeki seyrinin tespitinde ayrı ayrı kullanılmıştır. Başarıyı artırmak için modellerden elde edilen öznitelikler birleştirilerek kullanılmış olup modellerin mimarileri ve parametreleri aşağıda açıklanmıştır.

a) GoogleNet

Google'daki araştırmacılar tarafından geliştirilen GoogLeNet, 22 derin katmandan oluşur. GoogLeNet ReLu, havuzlama katmanlarıyla birlikte toplam 144 katmandan oluşur (Balagourouchetty ve diğ., 2020). GoogLeNet, 2014 yılındaki ILSVRC yarışmasının %6,6'lık sınıflandırma hata oranıyla en başarılı performansı elde etmiştir. Önceki ILSVRC yapılarından farklı olarak GoogLeNet mimarisi ağda kullanılan parametre sayısını azaltmak ve hesap karmaşıklığını gidermek amacıyla oluşturulmuş dokuz başlangıç modülünden oluşur. Başlangıç modüllerinde kullanılan 1x1 noktasal konvolüsyon işlemi ile mimarinin parametre sayısı azaltılırken derinliğinin artırılması amaçlanmıştır. GoogLeNet ile getirilen 1x1 noktasal konvolüsyon işlemi sırasında boyutun ciddi anlamda düşürüldüğü katman, darboğaz

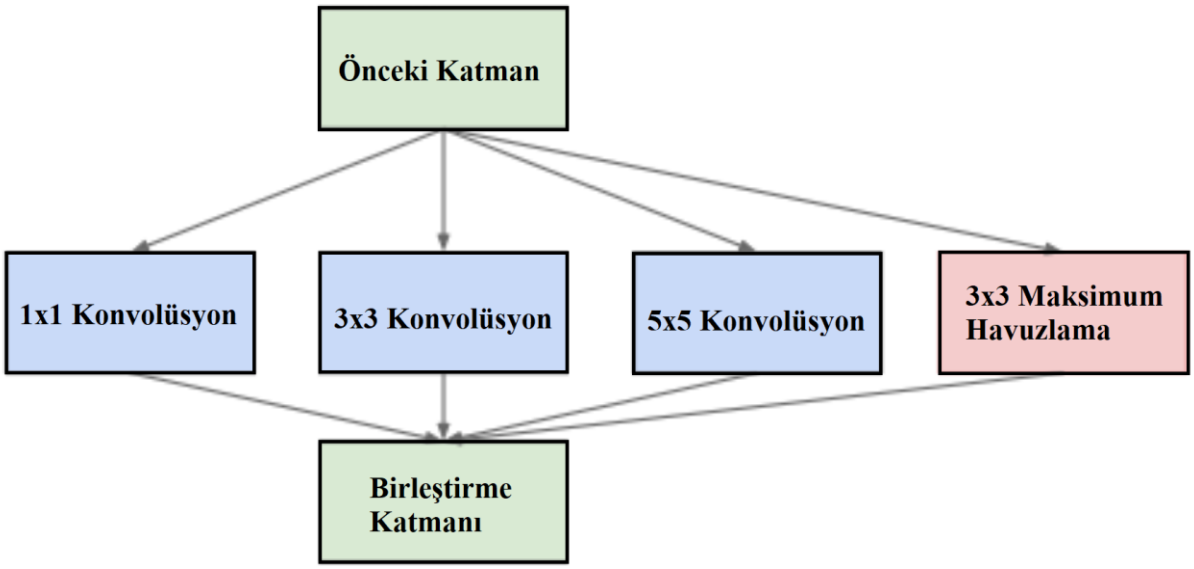
(bottleneck) katmanı olarak da adlandırılır. Noktasal konvolüsyonun parametre sayısına etkisi Şekil 3.18'de açıklanmıştır.



Şekil 3.18: Başlangıç modüllerinde kullanılan 1x1 noktasal konvolüsyonun parametre sayısına etkisi.

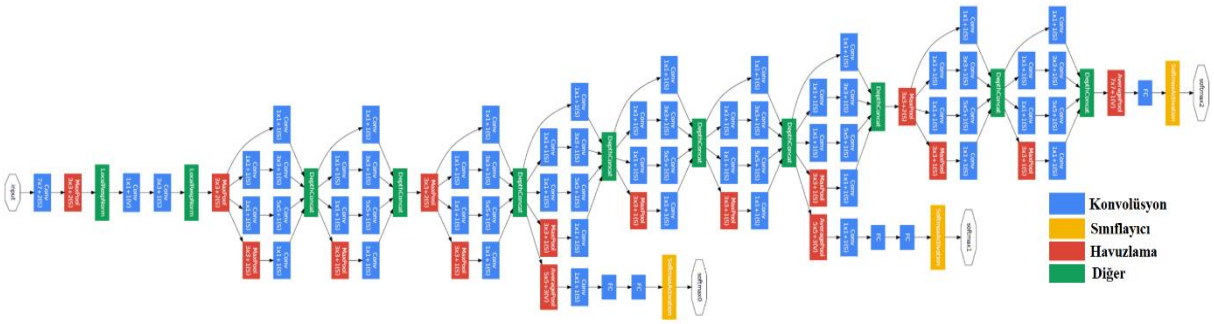
Şekil 3.18'de öncelikle 12x12x160 boyutlu bir giriş görüntüsüne 32 adet 5x5 filtre ile konvolüsyon işlemi uygulandığında oluşan toplam parametre sayısı 12x12x160x5x5x32 = 18.432.000 olarak hesaplanır. Ancak giriş görüntüsüne önce noktasal konvolüsyon işlemi uygulandıktan sonra 32 adet 5x5 filtre ile konvolüsyon işlemi uygulandığında ise oluşan toplam parametre sayısı 1x1x160x12x12x16 + 5x5x16x12x12x32 = 2.211.840 olarak hesaplanır. Parametre sayısının noktasal konvolüsyon uygulandığında %90 civarında azaltıldığı görülmüştür. Noktasal konvolüsyon işlemi ile GoogLeNet başlangıç modülünde 1x1 noktasal konvolüsyon işlemine paralel olarak 5x5 ve 7x7 konvolüsyon işlemleri de yapılarak çıktıları birleştirilir. Ayrıca başlangıç modülünde ve ağın genelinde hesaplama maliyetini düşürmek için kullanılan global ortalama havuzlama (GAP) katmanı ise GoogLeNet tarafından getirilen diğer bir yeniliktir. GoogLeNet mimarisinde yer alan başlangıç modülü Şekil 3.19'da gösterilmiştir.

GoogleNet mimarisinde ReLU aktivasyon fonksiyonu olarak kullanılırken eğitim sırasında aşırı öğrenmeyi önlemek için %40 seyreltme (dropout) katmanı kullanılır. GoogleNet mimarisinde orta katmanlara eklenen iki yardımcı sınıflandırıcı ile kaybolan gradyan inişi olarak adlandırılan alt katmanlardaki küçük gradyan değerlerini ihmal ederek ağın öğrenmeyi durdurmasını önler.



Şekil 3.19: GogLeNet başlangıç modülü yapısı.

Bu yapıda yardımcı sınıflandırıcılar, eğitim sırasındaki kaybı hesaplayarak modelin performansına katkıda bulunan ağın toplam kaybına geri eklenirler. GoogLeNet mimarisi Şekil 3.20'de verilmiştir.

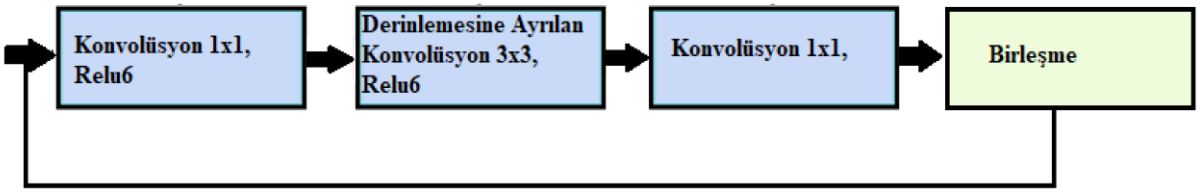


Şekil 3.20: GoogLeNet mimarisi.

b) MobileNetV2

Derin sinir ağlarının mobil cihazlarda uygulanabilmesi amacıyla parametre sayısını oldukça düşürmeyi hedefleyen Google araştırmacıları 2017 yılında MobiLeNet'i önermişlerdir(Gang ve diğ., 2021). MobiLeNet mimarisinde noktasal konvolüsyon işleminin devamına derinlemesine ayrılabilir konvolüsyon (depth-wise convolution) işlemi uygulanarak giriş görüntüsü her bir kanalına karşılık gelecek şekilde 3x3x1 boyutunda 3 farklı filtre ile konvolüsyon işlemi uygulanır. Bu işleme tekrar noktasal konvolüsyon işlemi uygulandıktan

sonra konvolüsyon bloğunun başı ve sonu bir atlama ile birbirine bağlanarak değiştirilmemiş önceki konvolüsyon bloğuna bağlantı sağlanması amaçlanmıştır. Bu tez çalışmasında da kullanılan MobileNetV2 konvolüsyon bloğu Şekil 3.21 ile gösterilmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU 6 kullanılarak aktivasyon değerini 0 ile 6 arasında olması sağlanır.



Şekil 3.21: MobilenetV2 konvolüsyon bloğu.

MobileNetV2 mimarisi Tablo 3.3'te açıklanmıştır. Burada 'c' çıkış kanallarının sayısı, 'r' tekrarlama sayısı ve 's' ise adım sayısını ifade eder.

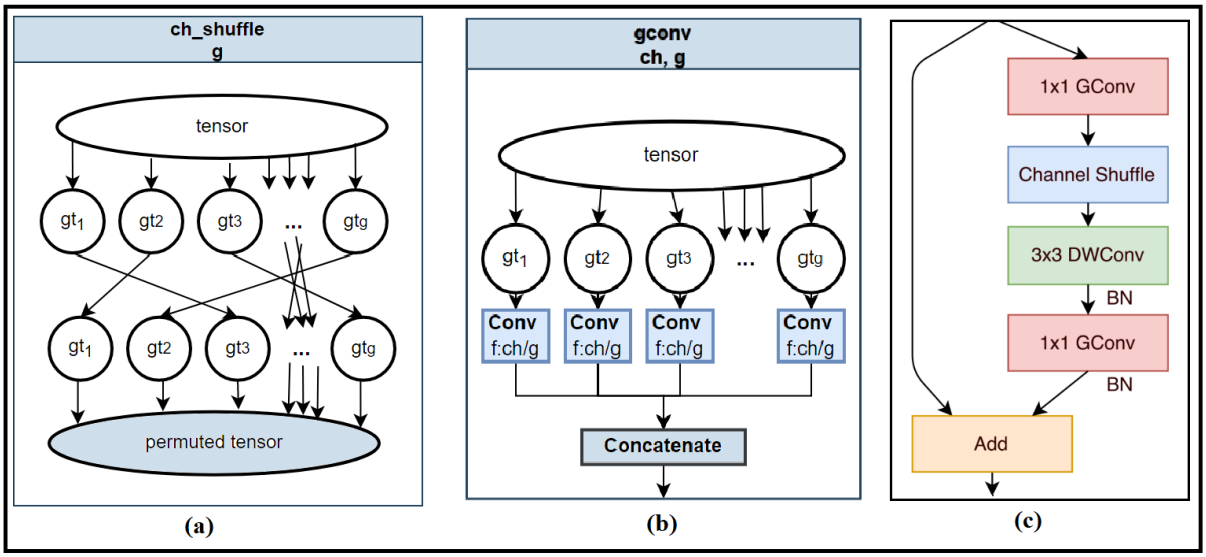
Tablo 3.3: MobilenetV2 mimarisi parametreleri.

Giriş	Katman	c	r	s
224x224x3	Conv2d	32	1	2
112x112x32	bottleneck	16	1	1
112x112x16	bottleneck	24	2	2
56x56x24	bottleneck	32	3	2
28x28x32	bottleneck	64	4	2
14x14x64	bottleneck	96	3	1
14x14x96	bottleneck	160	3	2
7x7x160	bottleneck	320	1	1
7x7x320	Conv2d 1x1	1280	1	1
7x7x1280	Avgpool 7x7	-	1	-
1x1x1280	Conv2d 1x1	k	-	

c) ShuffLeNet

ShuffLeNet mimarisinde ise farklı olarak noktasal grup konvolüsyon ve kanal karıştırma yöntemleri kullanılarak hesaplama işlem yükü düşürülürken aynı zamanda MobileNet'ten %1 daha düşük hata oranını ve AlexNet'ten ise 13 kat daha hızlı işlem gerçekleştirilmiştir(Gomes, Rozario ve Adhikari, 2021). Grup konvolüsyon işlemi ile giriş tensörü alt tensörlerine ayırılır. Sonrasında her alt tensöre 1×1 konvolüsyon işlemi uygulanır ve son olarak tüm alt tensörler birleştirilir. Kanal karıştırma işleminde ise grup konvolüsyon çıkış kanalları rastgele karıştırılarak hesaplama maliyetini büyük ölçüde azaltılmıştır. Kanal

karıştırma, grup konvolüsyon ve bu yapılarla oluşturulan ShuffleNet birimi Şekil 3.22'de gösterilmiştir.



Şekil 3.22: ShuffLeNet blok yapıları **a)** Kanal karıştırma **b)** Grup konvolüsyon c) Kanal karıştırma ve grup konvolüsyon ShuffLeNet bloğu (Dimitris Katsios, 2020)

Bu tez çalışmasında kullanılan GoogLeNet, MobileNetV2, ShuffLeNet önceden eğitilmiş derin öğrenme modellerinin eğitiminde bazı ön çalışmalar sonucunda modellerin eğitim hızı, düşük hata oranı ve yüksek doğruluk başarısı dikkate alınarak öğrenme oranı 10^{-5} ve optimizasyon algoritması olarak ise Adam algoritması tercih edilmiştir. Adam fonksiyonunun her bir güncellemesi için kullanılan görüntü topluluğu (Batch) sayısı bilgisayar donanımının yeterlilik kapasitesi de göz önünde tutularak 64 olarak seçilmiştir. CPBH ve CovCT Bulgular iki farklı özellikler içeren veri kümeleri olduğundan eğitimleri için gereken maksimum döngü sayısı da bazı ön çalışmalar sonucunda sırasıyla 50 ve 100 olarak seçilmiştir. Her iki veri setinin eğitim test oranı ise 70:30 olarak seçilmiştir. Bu çalışmada önceden eğitilmiş modeller için kullanılan parametreler Tablo 3.4'te gösterilmiştir.

Tablo 3.4: Önceden eğitilmiş derin öğrenme modellerinde kullanılan parametreler.

CNN Mimarisi	Giriş Görüntü Boyutu	Derinlik	Optimizasyon	Batch Sayısı	Gradyan Düşme Faktörü	Öğrenme Oranı
GoogLeNet	224x224	22	Adam	64	0.99	1e-5
MobileNetV2	224x224	53	Adam	64	0.99	1e-5
ShuffLeNet	224x224	50	Adam	64	0.99	1e-5

3.2.3.2. Transfer Öğrenme Modelleriyle Görüntü Sınıflandırılması

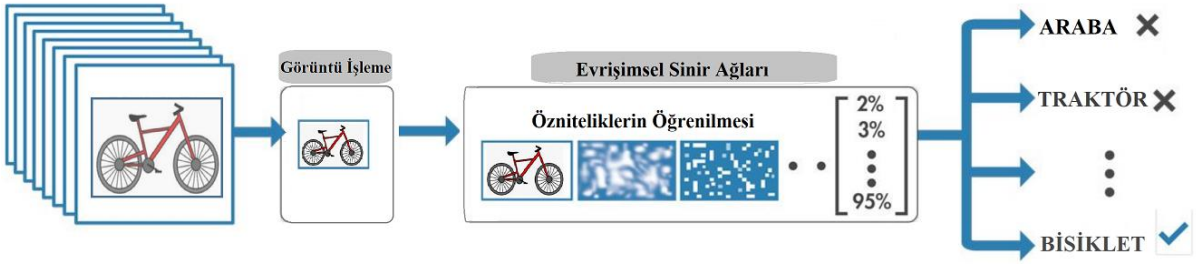
Sınıflandırma, farklı nesneleri benzer yönlerine göre gruplara ayırma eylemi olarak bilinir. Sınıflandırma süreci, yapay zekâ uygulamalarının girdi verilerinden nesnelerin sahip oldukları özellikleri öğrenerek daha sonrasında bu öğrenmeyi yeni gözlemleri sınıflandırmak için kullandığı bir öğrenme olarak tanımlanır. Makine öğrenmesi yöntemiyle verilerden öğrenme üç şekilde gerçekleştirilebilir(Witold Pedrycz ve diğ., 2019).

a) **Denetimli Öğrenme:** Denetimli öğrenmede veri setinin her giriş görüntüsü için ağ çıkışında bir etiket değerine eşitlendiği ve çıkıştaki etiket değerini tahmin etmeye dayalı bu makine öğrenim algoritmasında giriş değeri ile etiket arasında bir modelleme oluşturulur. Eğitimin tamamlanmasından sonra eğitim esnasında kullanılmamış giriş ve etiket çiftleri kullanılarak yapılacak yeni tahminlerle modelin başarısı test edilir. Denetimli öğrenme sınıflandırma ve nesne tanıma alanlarında sıklıkla kullanılır.
b) **Denetimsiz Öğrenme:** Çalışılan alanda yeterli etiketli veri setine ulaşmak her zaman mümkün değildir. Araştırmacılar için ise etiketli veri seti oluşturmak zaman alıcı ve zor bir süreçtir. Denetimsiz öğrenmede etiketlenmemiş veri kümelerindeki sınıflar bulunarak verilerin kümelere ayrılması amaçlanır. Böylece etiketli olmayan veriler kullanılarak bir veri seti üzerinden yeni verilere ulaşabilmek mümkündür. Güncel gazete başlıklarından en trend olanların ya da görüntülerin kümelenmesi gibi kullanım alanları bu alanda yapılabilecek örnekler arasındadır.
c) **Pekiştirmeli Öğrenme:** Rastgele yapılan eylemler neticesine göre öğrenme işlemi olarak tanımlanır. Bu işlemler sırasında doğru yapılan işler ödüllendirilerek sistemin doğruya doğru eğilimi sağlanırken eklenen açgözlülük katsayısı ile rastgele eylemlerin tamamen doğru yönüne kayarak ödülün, öğrenmenin rastgele eylemlerle devam etmesine engel olması engellenir.

Girdi verilerinden öğrenilen bu özellikler bir özellik vektörü halinde temsil edildikten sonra nesnelerin hangi sınıflara ait olduklarının tespiti için ise sınıflandırma algoritmalarından yararlanılır. Günümüzde CNN kullanılarak görüntü sınıflandırması ile ilgili önemli çalışmalar yapılır. Görüntülerin yapay zekâ tabanlı derin öğrenme modelleri kullanılarak sınıflandırılması gelişen donanım ve yazılım kütüphaneleri yardımıyla son yıllarda oldukça tercih edilmiştir(Vural ve Akbacak, 2020). Görüntü sınıflandırma işlemi medikal alanda birçok hastalığın tespiti, el yazısı ve rakam benzeri sınıflandırmalar, mobil uygulamalar ile askeri görüntülerin sınıflandırılması gibi gerçek hayatta birçok uygulama alanı bulmuştur(Canayaz,

2021b; Bayramoglu, Kannala ve Heikkila, 2016). Görüntü sınıflandırma öncesinde görüntü üzerinde görüntü önişleme tekniklerinin kullanılması birçok çalışmada tercih edilmiştir. Yapay zekâ çalışmalarında görüntüleri daha iyi analiz edilebilmek için görüntü kalitesinde ihtiyaç duyulan özelliklerinin iyileştirilebilmesi amacıyla görüntü ön işleme yapılır. Görüntü ön işleme tipik olarak kontrastı artırma, gürültüyü giderme ya da bazı filtre işlemlerinden oluşur. Görüntü işlemede bazı matematiksel veya olasılıksal modeller kullanılarak yapılan restorasyon işlemiyle görüntünün görünümünü iyileştirilmesi hedeflenir. Görüntü ön işlemenin yapılabilmesi için öncelikle görüntülerin piksel olarak ifade edilebileceği dijital dönüşüm sağlanır. Görüntü önişleme sonrasında görüntüler eğitim ve test olarak ayrıldıktan sonra eğitim süreci başlatılır. Derin öğrenme yapılarıyla eğitilen veri setinin tahmin edilen her sınıf olasılığını gerçek sınıf değerleriyle karşılaştırıp sonucunun beklenen değerden ne kadar uzak olduğuna bağlı olarak kayıp değerlerini kullanılarak kabul edilen hata oranının altına düşene kadar ya da belirlenen döngüye kadar model ağırlıklarının güncellenmesi modelin eğitimi olarak tanımlanır. Transfer öğrenme yoluyla transfer öğrenme stratejilerine uygun olarak kullanılan modeller ya da uygulamaya özel oluşturulan konvolüsyonel sinir ağları eğitim sonrasında veri setinde bulunan görüntülerin özniteliklerinin elde edilmesi amacıyla kullanılır. Öznitelik çıkarma işleminde, veri setindeki özelliklerden yeni özellikler oluşturarak orijinal veri kümesindeki özelliklerin sayısı azaltılırken elde edilen öznitelik kümesi orijinal özellik kümesinde yer alan bilgilerin çoğunu özetlemesi beklenir.

Derin öğrenme katmanlarından elde edilen öznitelikler tam bağlantılı katmanda sınıflandırma çıktısı sağlamak için Softmax gibi sınıflandırma katmanı ile sonlanır. Konvolüsyonel sinir ağlarıyla özniteliklerin çıkarılması ve sonrası yapılan sınıflandırma işlemi genel olarak Şekil 3.23'te verilmiştir.



Şekil 3.23: Konvolüsyonel sinir ağları kullanılarak görüntü sınıflandırma adımları.

3.2.4. Özniteliklerin Elde Edilmesi ve Özniteliklerin Seçim İşlemi

Makine öğreniminde doğrudan ham veriler ile çalışmak yerine, önemli veya ilgili bilgileri kaybetmeden ham verinin özeti sayılabilecek sayısal özelliklere dönüştürerek çalışmak

hem kaynak sayısını azaltmaya yardımcı olduğu hem de sistem performansını artırdığı için kullanışlıdır. Öznitelik çıkarma olarak bilinen bu süreç manuel ya da otomatik olarak yapılabilir. Görüntülerden manuel öznitelik çıkarma, belirli bir problemle ilgili hangi özelliklerin yararlı olabileceği konusunda uzman araştırmacıların uzun zamanlı çalışmalarını gerektirdiğinden otomatik olarak öznitelik çıkartabilen derin öğrenme yapılarının birçok çalışmada hızlıca kullanılabilmesine olanak sağlanır.

Yapay zekâ için kullanılan veri kümelerinin bir özellikler grubu olarak ifade edilir(Shen ve Zhang, 2021;Sayed, Tharwat ve Hassanien, 2019). Çok sayıda değişken içeren veri kümelerinde bu özelliklerin çoğu ilişkili veya gereksiz olduğu yapılan incelemelerde görülür. Arama uzayından gereksiz ve alakasız özellikleri kaldırarak verinin boyutsallığını azaltmak, tahmin ve sınıflandırma başarısını arttırır. Öznitelik seçiminin temel amacı bu verimsiz özellikleri öznitelik kümesinden kaldırmak ve en uygun olanları seçmek olduğundan yapay zekâ ve istatistik gibi alanlarda yaygın olarak kullanılır(Gheyas ve Smith, 2010). İlgili özellikleri seçmek için bazı otomatik yöntemler kullanılır. Öznitelik seçim yöntemleri genel olarak sarmalayıcı yöntemler (wrapper based) ve filtre yöntemleri olarak iki ana kategoriye ayrılır(Somol ve diğ., 2005). Sarmalayıcı yöntemler, sınıflandırıcı performansını optimize etmeye dayalı özniteliklerin problemin çözümüne yararlılığını ölçerken filtre yöntemleri tek değişkenli istatistikler aracılığıyla ölçülen özniteliklerin birbiriyle olan ilgisini ölçer. Sarmalayıcı yöntemler doğrulama ve öğrenme adımları esasına dayalı olarak çalıştığından filtre yöntemlerine kıyasla hesaplama açısından daha yüksek donanım ihtiyacı gerektirir.

Bu tez çalışmasında veri setlerinden derin öğrenme modelleri yardımıyla elde edilen öznitelikler kullanılarak daha iyi sınıflandırma performansı elde etmek için öznitelik seçim algoritması kullanılarak en ayırt etmeye yarayan öznitelikler seçilmiştir. Bu tez çalışmasında kullanılan sinüs-kosinüs öznitelik seçim algoritması (SCA), 2016 yılında Mirjalili tarafından tanıtılan ve sinüs ve kosinüs fonksiyonlarını kullanan popülasyon tabanlı bir sarmalayıcı öznitelik seçim algoritması olarak tanımlanır(Mirjalili, 2016). SCA, her arama uzayında bir dizi çoklu çözümle başlar ve bunları dışa doğru veya en iyi çözüme doğru dalgalandırır. Bu çözümler, hedef çözümü elde etmek için uygunluk fonksiyonu kullanılarak değerlendirilir. Bir arama algoritmasında, arama uzayının tamamen yeni alanlarını bulmaya keşif, arama uzayının bu alanlarını daha önce ziyaret edilen noktaların komşuluğunda bulmaya ise sömürü denir. SCA, r_1, r_2, r_3, ve r_4 parametrelerine bağlı olarak hedef çözümü elde edilir. R_1 parametresi, Şekil 3.24' te gösterildiği gibi, çözüm ile hedef arasındaki boşluğun içinde veya dışında

olabilecek bir sonraki hareket yönünü belirler. Arama algoritması keşif ve sömürüyü r_1 'e bağlı olarak aşağıdaki sinüs ve kosinüs aralığında Denklem (3.18)' e göre değiştirir.

$$r_1 = \ a - \ t\frac{a}{T} \tag{3.18}$$

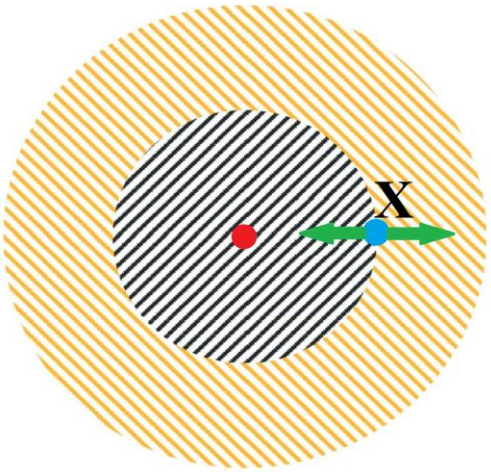
Burada T maksimum yineleme sayısı t geçerli iterasyon a ise sabit bir değer olarak ifade edilir. Eğer r_1 <1 ise çözüm ve hedef arasındaki mesafe kısalır ve eğer r_1 >1 ise bu değer artar(Taghian ve Nadimi-Shahraki, 2019). R_2 parametresinin daha yüksek bir değeri algoritmayı keşfe götürürken daha düşük bir değeri ise hareketi hedefe doğru veya hedeften doğru yönlendirmek için istismara yol açar. R_3 parametresi, mesafeyi tanımlamada hedefin etkisi için rastgele bir ağırlık verilir(Abualigah ve Diabat, 2021). R_4 parametresi 0,5'ten küçük olduğunda sinüs fonksiyonu ve 0,5'ten büyük olduğunda ise kosinüs fonksiyonu Denklem 3.19 ve 3.20'de verildiği gibi etkin olur.

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \ r_1 \ x \sin(r_2) \ x|r_3 P_i^t \ - \ X_i^t|, \qquad r_4 < 0.5 \tag{3.19}$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \ r_1 \ x \cos(r_2) \ x|r_3 P_i^t \ - \ X_{ii}^t|, \qquad r_4 \geq 0.5 \tag{3.20}$$

Burada X_i^{t+1} i'nci boyut ve t 'inci yinelemedeki çözüm değeri ve P_i^t ise i'nci boyut ve t 'inci yinelemedeki varış noktasının konumunu ifade edilir. Ayrıca r_4 is a 0 ile 1 arasında rastgele bir sayı kabul edilir. Sinüs kosinüs fonksiyonunun Denklem 3.20 ve Denklem 3.21 ile verilen matematiksel ifadesi Şekil 3.24 ile ayrıca gösterilmiştir.

Bu tez çalışmasında GoogLeNet, MobileNet ve ShuffLeNet önceden eğitilmiş derin öğrenme modellerinin son katmanlarından eğitim için kullanılan her bir görüntü için 1000 öznitelik elde edildikten sonra bunlardan sınıflandırma için en ayırt edici olanlar SCA öznitelik seçim algoritması yardımıyla seçilmiştir. Seçilen bu öznitelikler ise sonrasında Destek vektör Makineleri sınıflandırma algoritması ile sınıflandırılmıştır.



Eğer $r_1 < 1$ ise X çözüm noktası için sonraki pozisyon siyah-grid alana yönlenir.

Eğer $r_1 > 1$ ise X çözüm noktası için sonraki pozisyon sarı-grid alana yönlenir.

Şekil 3.24: Sinüs Kosinüs fonksiyonlarının çözümün sonraki hareketine etkisi.

3.2.5. Destek Vektör Makineleri

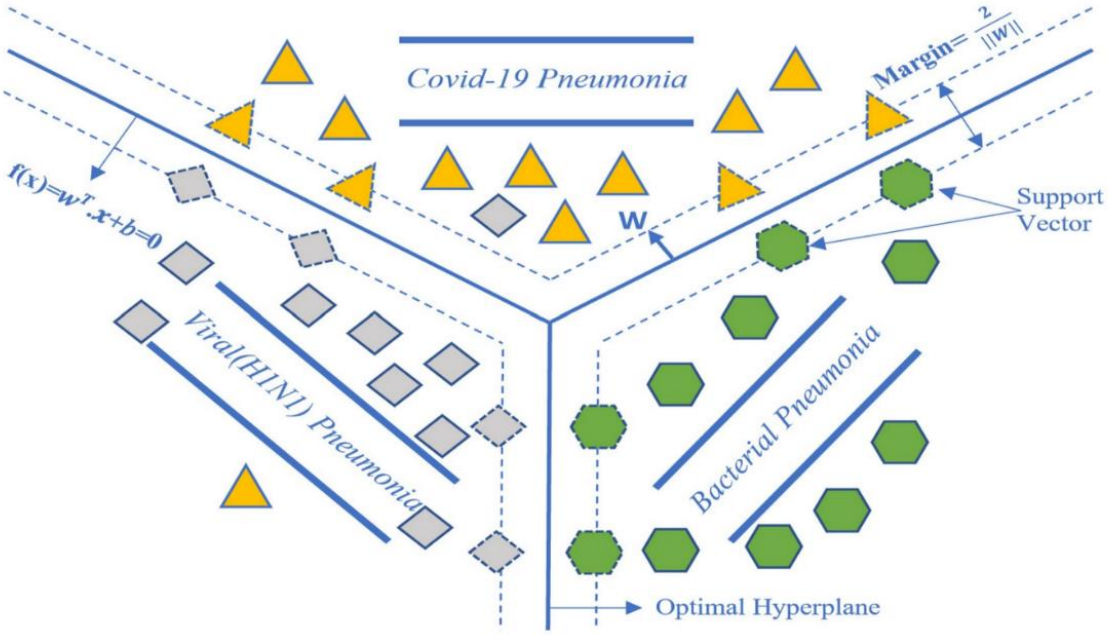
Bir Destek Vektör Makinesi (DVM), etiketli eğitim verileri (denetimli öğrenme) verildiğinde, algoritma yeni örnekleri kategorize eden optimal bir hiper düzlem üretir. İki boyutlu uzayda bu hiper düzlem, bir düzlemi iki parçaya bölerek her sınıfı düzlemin diğer tarafında kalacak şekilde ayırır(Cortes, Vapnik ve Saitta, 1995). Algoritmanın sınıfları ayıran bu karar çizgisinin her iki tarafındaki noktalar arasındaki marjı maksimize eder. Sınıflardan hiper düzleme en yakın olan ve hiper düzlem / karar sınırını bir sütun olarak destekleyen noktalara destek vektörleri denir.

N boyutlu uzayda $\{x_i, y_i\}$, i=1, 2...r, y_i= {1, -1} ile temsil edilen eğitim verilerini ve $(w.x_i + b) \geq \pm 1$ ile tanımlanan hiper düzlem denklemini kullanarak, burada x hiper düzlem üzerinde uzanan bir noktayı, w hiper düzlemin katsayı vektörünü ve b ise hiper düzlemin orijinden uzaklığını temsil etmek üzere birleştirilen hiper düzlemlerin denklemi Denklem 3.21'de ifade edilmiştir.

$$y_i(\mathrm{w}.x_i + \mathrm{b}) - 1 \geq 0 \tag{3.21}$$

Doğrusal olarak ayrılabilir modeller için iki boyutlu uzayda DVM' nin temsili Şekil 3.25 ile gösterilmiştir. Destek vektörleri ve hiper düzlem arasındaki maksimum mesafenin genişliği, $\frac{2}{||w||}$ ile sınıflandırıcının marjini olarak tanımlanır. Temsil edilen bu marjin değerinin en üst düzeye çıkarılması veri noktalarının mümkün olduğunca az hatayla verimli bir şekilde

sınıflandırıldığı bir optimizasyon çözümüne yol açar. DVM, ikili sınıfları ayırt edebilen bir sınıflandırma fonksiyonunun yapısını temel alan bir yöntem olarak bilinir.



Şekil 3.25: Doğrusal ayrılabilir çok sınıflı destek vektör makinelerinin üç sınıfının temsili.

Çok sınıflı sınıflandırma örneklerini gerçekleştirmek için çok sınıflı problemi bir dizi ikili probleme indirgeyerek temel DVM 'yi kullanmayı amaçlayan iki farklı yaklaşım bulunur(Galar ve diğ., 2011).

I. Bire Karşı Hepsi Yöntemi: Her biri belirli bir sınıfı temsil eden N farklı ikili sınıflandırıcının eğitimini içeren bir strateji olarak tanımlanır. Bu yöntemde doğru sınıfın tahmini için temel olarak bir sınıf seçilir ve ardından diğerlerini tek bir ikinci sınıfa toplanarak seçilen sınıf 1 ve geriye kalan sınıflar 0 olarak kabul edilerek model eğitilip gerekli ağırlıklar elde edilir. Daha sonra her bir durum için hesaplanan olasılık değerlerinden en yüksek olasılık değerini veren hipotez seçilir.

II. Bire Karşı Bir Yöntemi: Bu yöntem çok sınıflı sınıflandırma algoritmaları olarak çalışabilen ikili sınıflandırma algoritmaları yapmaya yönelik bir yaklaşım olarak bilinir. N-sınıflı örnekler veri kümesi için $\frac{N\times(N-1)}{2}$ ikili sınıflandırıcı modellerinin oluşturulması gerekir. Her ikili sınıflandırıcı bir sınıf etiketini tahmin eder. Sınıflandırıcı sonuç olarak çoğunluk sayılarına sahip modeli sonuç değeri olarak seçilir.

DVM' de, çok boyutlu uzayda eğitim veri kümesini doğrusal olmayan bir karar yüzeyinden doğrusal bir denkleme dönüştürmek için genellikle bir çekirdek işlevine ihtiyacımız bulunur. Bu nedenle bu tez çalışmasında, veri setlerinin sınıflandırılmasında farklı çekirdek fonksiyonlarının (kübik, doğrusal, ikinci dereceden vb.) sınıflandırma sonuçları başarılarına bağlı olarak değerlendirerek ikinci dereceden çekirdek fonksiyonu ile çok sınıflı bir strateji olarak bire-bir yöntemi tercih edilmiştir.

3.2.6. Bayesian Hiper parametre Optimizasyon Yöntemi

Hiper parametreler (döngü sayısı, öğrenme oranı, aktivasyon fonksiyonu vb.) öğrenme sürecini kontrol ederler ve modelin gereksinimlerine göre eğitimden önce analistler tarafından belirlenirler. Derin öğrenme modellerinde eğitim öncesinde belirlenmesi gereken hiper parametre türlerinin tüm değer aralıklarıyla birlikte manuel olarak denenerek eğitim modeli için en uygun çözüm kümesinin elde edilmesi çok fazla zaman alacağından uygulanması kolayca mümkün olur. Bu amaçla kullanılan hiper parametre optimizasyon algoritmaları belirli bir aralıktaki hiper parametre kümesinden en doğru değerleri elde edilir. Hiper parametre optimizasyonu ile derin öğrenme yöntemlerinin performansı optimize edilebilerek iyileştirilir (Gressling, 2020). Hiper parametre optimizasyonu Denklem 3.22 ile ifade edilmiştir.

$$\lambda^* \cong \underset{\lambda \,\epsilon\, A}{\operatorname{argmin}} f(x)_{X_{train}, X_{test}} \tag{3.22}$$

Burada λ hiper parametre uzayı A için, λ ϵ A ile gösterilen bir hiper parametre vektörünü temsil eder ve $f(x)$ amaç fonksiyonunun $X_{veriseti}$ kümesi kullanılarak kayıp değerinin minimuma ulaştığı optimal λ-parametre konfigürasyonu değerler kümesi elde edilir. Bayes optimizasyonu, minimumu bulmak için hesaplama açısından pahalı olan, kapalı form ifadesi olmayan fonksiyonları çözmek için etkili bir yöntemdir. Bayesian optimizasyonu, Bayesian teoreminden türetilmiştir (Frazier, 2018). Teoremden yararlanarak, amaç fonksiyonu üzerinden bir önsel dağılım verilirse yeni bilgiler dikkate alındıktan sonra, verilen $X_{veriseti}$ f'nin sonraki dağılımı için amaç fonksiyonunu modellemede karar verme amacıyla Bayesian kullanılır(Malkomes ve Garnett, 2018).

Bayesian optimizasyon algoritması, Gauss sürecini bir amaç fonksiyonunu modellemek için vekil model olarak kullanır. Burada vekil model, her yeni yinelemede f(x) işlevine uyar. Bayes optimizasyonunun ikinci temel bileşeni, modelin olasılık dağılımına dayalı tahmin kullanarak bir sonraki en iyi noktayı hesaplayan kazanç işlevi olarak bilinir. F(x)

fonksiyonunun minimize edilmesi, bir sonraki pozisyon kazanç fonksiyonunun maksimize edilmesiyle elde edilir. Bu tez çalışmasında kazanç işlevi Denklem 3.23 ile hesaplanan beklenen iyileştirme fonksiyonu ile verilmiştir.

$$\mathbb{E}[\mathbb{I}(\lambda)] = (f_{min} - \mu(\lambda))\Phi(\frac{f_{min}-\mu(\lambda)}{\sigma}) + \sigma\phi \ ((f_min - \mu(\lambda))/\sigma \ ) \quad (3.23)$$

Burada μ, σ ve f_{min} sırasıyla ortalama, varyans ve gözlemlenen en iyi değer olarak ifade edilir. Φ ve ϕ ise sırasıyla standart normal dağılım ve standart normal yoğunluk fonksiyonu olarak tanımlanır.

Bu tez çalışmasında, Destek Vektör Makineleri sınıflandırıcısının hiper parametrelerinin arama aralığı Bayes optimizasyon algoritmasıyla optimize edilmiş olup değişkenler ve aralıkları aşağıda belirtilmiştir.

I. Çekirdek fonksiyonları: Kübik, Gauss, Doğrusal ve Kuadratik.

II. Kutu kısıtlama düzeyi: [0.001.1000].

III. Çekirdek ölçeği: [0.001.1000].

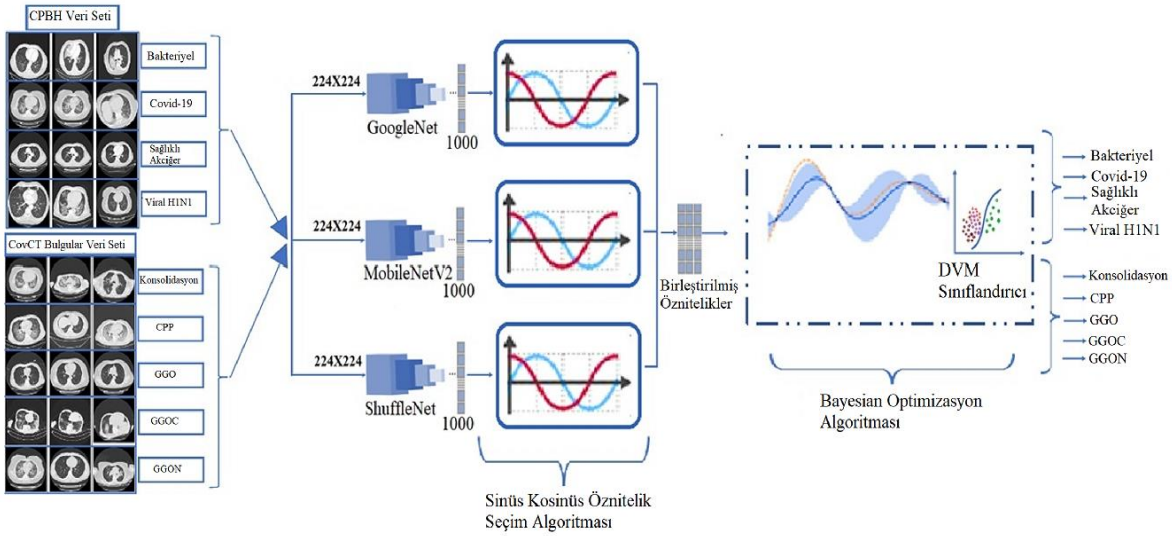
IV. Çoklu sınıf yöntemi: Bire Karşı Bir ve Bire Karşı Hepsi.

V. Verileri standartlaştırılması: evet ve hayır.

3.2.7. Önerilen Yaklaşım

Bu çalışma iki farklı veri seti (CPBH ve CovCT Bulgular) ile gerçekleştirilmiştir. CPBH Veri Seti dört sınıf içerir (Covid-19, influenza A (H1N1) viral pnömoni, bakteriyel pnömoni ve sağlıklı akciğer tomografi görüntüsü). CPBH ve COVID-CT Veri Setleri'ndeki Covid-19 görüntülerinden hastalığın akciğerlerdeki pulmoner evrelerini sınıflandırmak için kullanılan CovCT Bulgular Veri Seti beş sınıftan (GGO, CCP, GGOC, GGON, Konsolidasyon) oluşur. Önerilen çalışma, her iki veri seti için 4 adım içerir. Yaklaşımın ilk adımında, derin öğrenme modelleri veri setleri ile eğitilmiş ve bu çalışmanın genel yapısında kullanılan DVM sınıflandırma sonuçları ile karşılaştırılmak üzere Softmax ile sınıflandırılmıştır. İkinci adımda GoogLeNet, MobileNetV2 ve ShuffleNet modellerinin son katmanları olan 'loss3', 'logits' ve 'node_202'den her bir görüntü için 1000 adet öznitelik çıkarılarak sınıflandırılmak üzere DVM' ye tabi tutulmuştur. Her bir modelden çıkarılan 1000 öznitelikten ayırt edici öznitelikleri elde etmek için üçüncü adımda SCA algoritması kullanılmıştır. Seçilen öznitelikler önce her model için ayrı ayrı DVM kullanılarak sınıflandırılmaya tabi tutulmuştur. Ardından her modelden seçilerek elde edilen öznitelikler birleştirilerek en değerli öznitelikler alt kümesi elde edilmiştir. Birleştirilen en değerli öznitelikler kümesi de DVM kullanılarak sınıflandırılmıştır. CPBH ve

CovCT Bulgular Veri Seti dengesiz sınıflar içerdiğinden, azınlık sınıfların tahmin edilirken kararlılığını ve genellemesini test etmek için birleştirilmiş özellikler 5 kat çapraz doğrulama ile ayrıca doğrulanmıştır. Dördüncü adımda, bir önceki adımda elde edilen en yüksek doğruluğu sağlayan en başarılı öznitelikler kullanılarak hiper parametre optimizasyonu ile daha iyi sonuçlara ulaşılması hedeflenmiştir.



Şekil 3.26: Önerilen çok sınıflı yaklaşımın genel blok diyagramı.

Şekil 3.26 ile önerilen çok sınıflı yaklaşımın genel bir blok diyagramı gösterilmiştir.

3.2.8. Performans Değerlendirme Metrikleri

Önerilen yaklaşımda çok sınıflı sınıflandırmanın performansını değerlendirmek için beş farklı performans ölçütü kullanılmıştır. Çalışmanın değerlendirilmesi için doğruluk (Acc), duyarlılık (Se), özgüllük (Sp), kesinlik (Pre) ve F-skor(F-Scr.) metrikleri kullanılmıştır. Performans metriklerini hesaplamak için Gerçek Pozitif (TP), Yanlış Pozitif (FP), Gerçek Negatif (TN) ve Yanlış Negatif (FN) parametreleri kullanılmıştır. Karışıklık matrisinden türetilen bu metrikler, Denklem (3.24) ile Denklem (3.28) arasındaki matematiksel işlemler kullanılarak hesaplanmıştır.

$$\text{Se} = \frac{TP}{TP+FN} \tag{3.24}$$

$$\text{Sp} = \frac{TN}{TN+FP} \tag{3.25}$$

$$\text{Pre} = \frac{TP}{TP+FP} \tag{3.26}$$

$$\text{F-Scr} = \frac{2xTP}{2xTP+FP+FN} \tag{3.27}$$

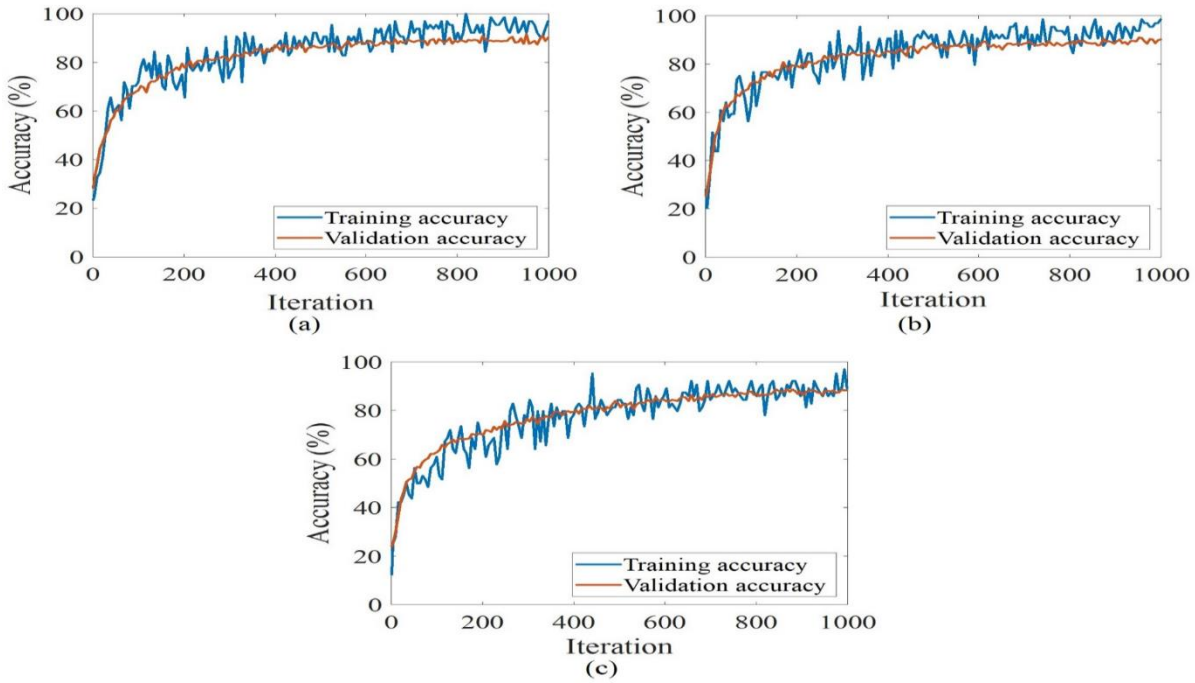
$$\text{Acc} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{3.28}$$

4. BULGULAR

Bu çalışmada iki farklı veri seti incelenmiştir. CPBH Veri Seti 4 sınıf içerir ve CovCT-Bulgular Veri Seti ise daha önce de belirtildiği üzere 5 sınıf içerir. Tüm deneysel analizlerde eğitim için tüm veri setinin %70'i ve doğrulama için ise %30'u oranında kullanılmıştır. Her iki veri setinden elde edilen performans metrikleri aşağıda ayrı ayrı verilmiştir.

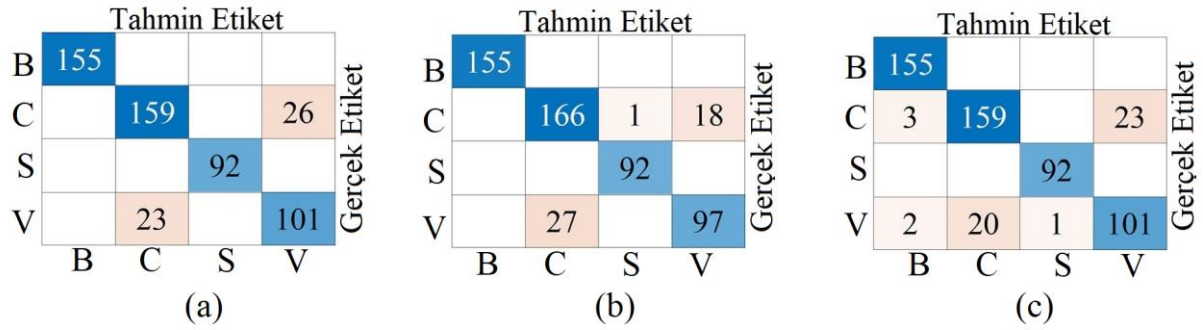
4.1. CPBH VERİ SETİ

Tez çalışmasının bu kısmında oluşturulan CPBH Veri Setinde yer alan COVID-19, influenza A (H1N1), bakteriyel pnömoni ve sağlıklı akciğer BT görüntüleri önceden eğitilmiş üç farklı CNN modeli ile sınıflandırılmıştır. Çalışmanın ilk iki adımda, CPBH veri seti öncelikle GoogleNet, MobileNetV2 ve ShuffleNet modelleri ile eğitilmiştir. Eğitilen modellerden çıkarılan öznitelikler bu çalışmanın genel yapısında kullanılan DVM sınıflandırma sonuçları ile karşılaştırılabilmesi için Softmax sınıflandırıcısı kullanılarak sınıflandırılmıştır. Şekil 4.1, çalışmanın bu adımlarından elde edilen modellerin eğitim ve doğrulama doğruluk grafiklerini gösterir.



Şekil 4.1: CNN modelleri ile CPBH veri setinin eğitim ve doğrulama doğruluk grafikleri; a) GoogLeNet, b) MobiLeNetV2 ve c) ShuffLeNet.

Modellerin karışıklık matrisleri ve elde edilen metrik değerler sırasıyla Şekil 4.2 ve Tablo 4.1 'de gösterilmiştir.

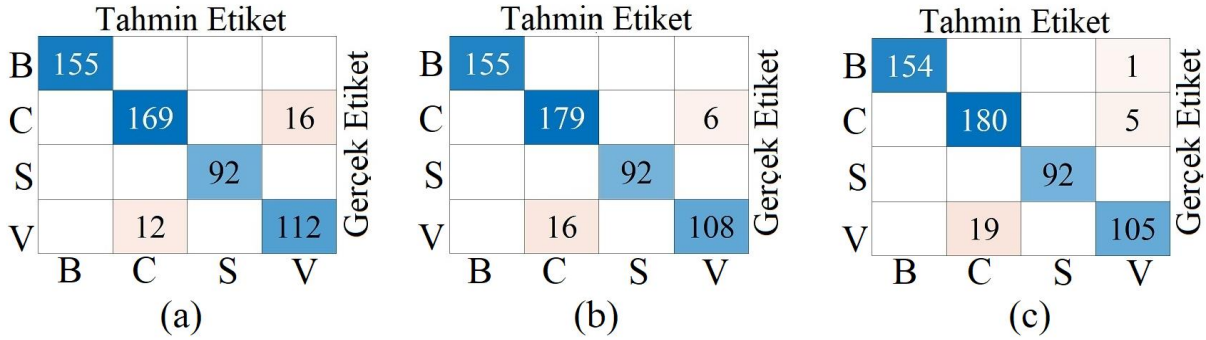


Şekil 4.2: CPBH Veri Setinde Softmax sınıflandırıcıyla elde edilen karışıklık matrisleri a) GoogLeNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet.

Tablo 4.1: CPBH veri seti için SoftMax sınıflandırıcı ile elde edilen performans metrikleri.

CNN Modelleri	Sınıflar	Se (%)	Sp (%)	Pre (%)	F-Scr (%)	Acc (%)	Genel Doğruluk (%)
GoogLeNet	B	100	100	100	100	100	91.19
	C	85.95	93.80	87.36	86.65	91.19	
	S	100	100	100	100	100	
	V	81.45	93.98	79.53	80.48	91.19	
MobileNetV2	B	100	100	100	100	100	91.73
	C	89.73	92.72	86.01	87.83	91.73	
	S	100	99.78	98.92	99.46	99.82	
	V	78.23	95.83	84.35	81.17	91.91	
ShuffLeNet	B	100	98.75	96.88	98.41	99.10	91.19
	C	85.95	94.65	88.83	87.36	91.77	
	S	100	99.78	98.92	99.46	99.82	
	V	81.45	94.68	81.45	81.45	91.73	

Bu adımda öncelikle sınıflandırma işlemlerinde Softmax aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Softmax sınıflandırıcı kullanılarak MobilenetV2 modeli ile %91,73 en iyi genel doğruluk başarı oranı elde edilmiştir. Tablo 4.1'de de görüldüğü gibi GoogLeNet, bakteriyel pnömoni sınıfını ve sağlıklı akciğer sınıfını %100 doğrulukla tahmin edilmiştir. Bu adımdaki çalışmanın devamında ise eğitilen modellerden elde edilen öznitelikler DVM sınıflandırıcısı kullanılarak sınıflandırılmış ve sonuçlar Şekil 4.3 ve Tablo 4.2'de verilmiştir. DVM ile yapılan sınıflandırma sonrasında GoogLeNet, MobileNetV2 ve ShuffleNet modellerinden elde edilen genel doğruluklar sırasıyla %94,96, %96.04 ve %95,50'dir ve Tablo 4.2'de verilmiştir. Tüm modeller, sağlıklı akciğer sınıfını diğer üç sınıftan %100 doğrulukla ayırmayı başarmıştır.



Şekil 4.3: CPBH Veri Setinde DVM sınıflandırıcıyla elde edilen karışıklık matrisleri a) GoogLeNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet.

Öte yandan Şekil 4.3'te görüldüğü üzere, bakteriyel pnömoni sınıfı, yalnızca bir görüntüsünün viral pnömoni olarak yanlış negatif olarak tahmin edilmesi dışında %100 doğrulukla diğer üç sınıftan ayrılmıştır. Karışıklık matrisleri, yanlış sınıflandırılan görüntülerin neredeyse tamamının Covid-19 pnömonisi ve viral pnömoni sınıflarından olduğunu gösterir. MobilenetV2, hesaplama açısından iki kat daha az maliyetli olmasına rağmen, dengesiz veri kümeleri için önemli bir değerlendirme kriteri olan tüm F-Scr değerleri için GoogLeNet' ten daha yüksek doğruluk elde etmiştir. İkinci adım sonucunda genel doğruluk oranında en başarılı modelin MobileNetV2 olduğu belirlenmiştir. İkinci adımın analiz sonuçları Tablo 4.2'de gösterilmiştir.

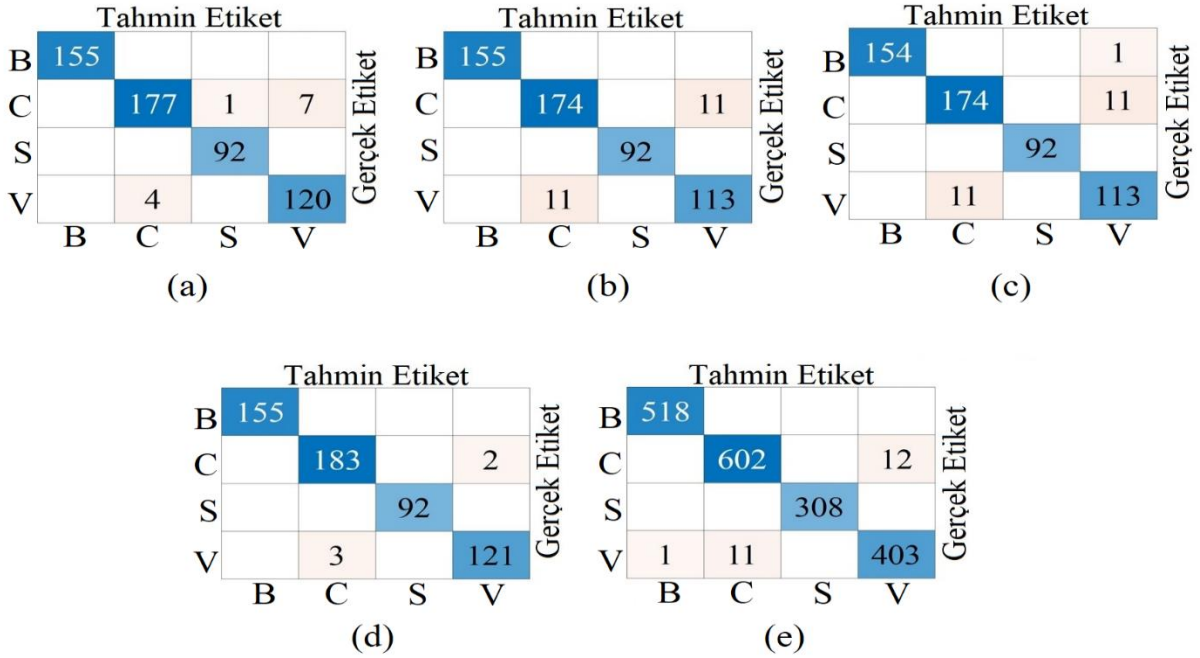
Tablo 4.2: CPBH Veri Seti için DVM metodu ile elde edilen performans metrikleri.

CNN Modelleri	Öznitelik Sayısı	Sınıflar	Se (%)	Sp (%)	Pre (%)	F-Scr (%)	Acc (%)	Genel Doğruluk (%)
GoogleNet	1000	B	100	100	100	100	100	94.96
		C	91.35	96.77	93.37	92.35	94.96	
		S	100	100	100	100	100	
		V	90.32	96.26	87.50	88.89	94.93	
MobileNetV2	1000	B	100	100	100	100	100	96.04
		C	96.76	95.69	91.79	94.21	96.04	
		S	100	100	100	100	100	
		V	87.10	98.61	94.74	90.76	96.04	
ShuffLeNet	1000	B	99.35	100	100	99.68	99.82	95.50
		C	97.30	94.88	90.45	93.75	95.68	
		S	100	100	100	100	100	
		V	84.68	98.61	94.59	89.36	95.50	

Bu tez çalışmasının bulgular bölümünde üçüncü adımında, öznitelik seçimi için ilk iki adımdaki modellerden elde edilen öznitelikler kullanılmıştır. Elde edilen özniteliklerdeki

verilerin boyutsallığını azaltmak, sınıflandırma performansını iyileştirmek ve optimal öznitelik alt kümelerini elde etmek için SCA öznitelik seçim algoritması kullanılmıştır. SCA algoritmasında kullanılan KNN sınıflandırıcısının her bir özellik alt kümesi için uygunluk fonksiyonunu hesaplaması için SCA'da seçilen K değeri 3'e ayarlanmıştır. SCA öznitelik seçim algoritmasının performansını etkileyen önemli diğer parametreler ise çözüm sayısı 5, iterasyon değeri 100 ve r1 değerini hesaplamak için kullanılan alfa değeri ise 3 olarak seçilmiştir.

Özellik seçim sürecinde kullanılan SCA ile GoogLeNet, MobiLeNet ve ShuffleNet modellerinden her bir görüntü için elde edilen 1000 özellikten sırasıyla en ayırt edici olan 142, 208 ve 165 adeti seçilmiştir. GoogLeNet, MobileNetV2 ve ShuffLeNet'in genel doğruluğunu sırasıyla %97,84, %96,22 ve %95,86 olarak elde edilmesi SCA'nın bu alandaki yüksek performansını gösterir. Seçilen etkin özelliklerin sınıflandırılmasıyla ilk iki adımdan daha yüksek genel doğruluk değerleri elde edilmiştir. Üç modelden seçilen toplam 515 ayırt edici özelliğin birleştirilmesi ve DVM ile sınıflandırılmasıyla %99,10 en yüksek genel doğruluk değeri elde edilmiştir. Üçüncü adımın sonunda sağlıklı akciğer ve bakteriyel pnömoni görüntülerinin %100 doğrulukla sınıflandırılması sağlanmıştır. Birleştirilmiş özelliklerle elde edilen karışıklık matrisi, Covid-19 pnömonisi ve viral pnömoni sınıflarına ait yalnızca beş yanlış sınıflandırılmış görüntü olduğunu ve viral pnömoni için ise tüm performans metriklerinde artış olduğunu görülmüştür. Üçüncü adımın sonuçlarına göre, öznitelik seçim yöntemleri önerilen modellerin sınıflandırma başarısını iyileştirmiştir. CPBH Veri Setinin SCA yöntemi kullanılarak sınıflandırılmasından elde edilen karışıklık matrisleri Şekil 4.4'te verilmiştir. CPBH Veri Seti için DVM sınıflandırıcısı tarafından SCA yöntemi kullanılarak elde edilen performans metrikleri ise Tablo 4.3'te verilmiştir. Bir sınıflandırma probleminde veri seti içerisinde yeterince temsil edilemeyen bir sınıf olduğu durumlarda (azınlık sınıfını çoğunluk sınıfıyla karşılaştırarak) dengesiz bir veri kümesi olarak ifade edilir(López ve diğ., 2012). CPBH Veri Seti'ndeki sınıfların temsil sayılarını incelendiğinde dengesiz bir veri kümesi olduğu görülür. Eğitim sırasında fazla uydurmayı önlemek ve önceki sonuçların tutarlılığını kontrol etmek için, veri seti 5 kat çapraz doğrulama ile test edilmiştir. Çapraz doğrulama yöntemiyle %98,71'lik bir genel doğruluk değeri elde edilmiştir. Dördüncü adımın analiz sonuçları Tablo 4.3'te verilmiştir.

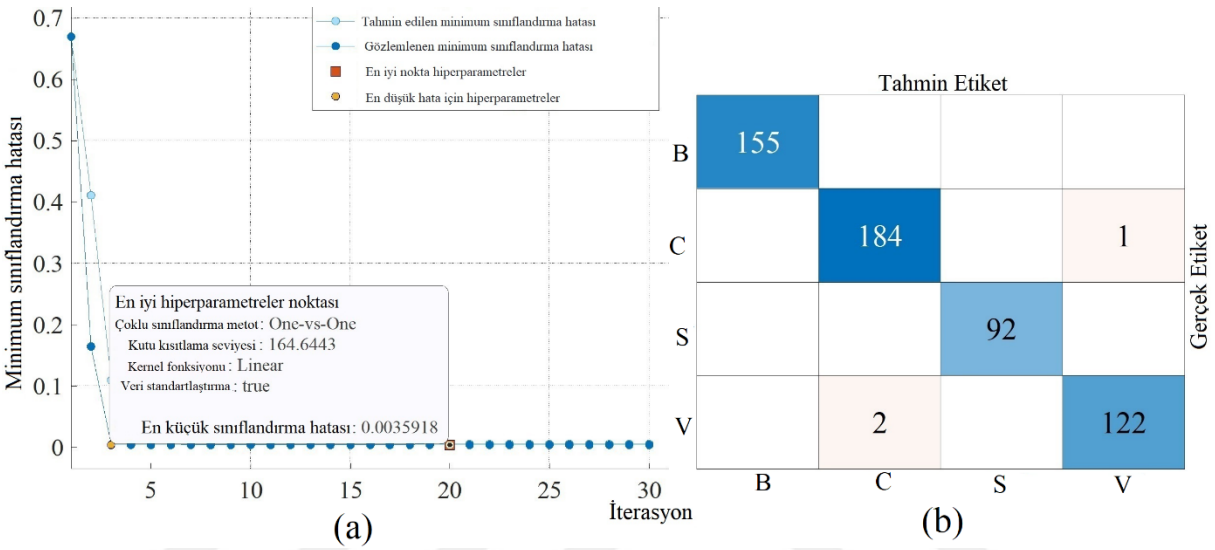


Şekil 4.4: CPBH veri setinde SVM ve SCA yöntemleri kullanılarak önceden eğitilmiş modellerden elde edilen karışıklık matrisleri. a) GoogLeNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet d) Birleştirilen 515 öznitelikler e) Birleştirilen 515 özellikler için 5 katlı çapraz doğrulama.

Tablo 4.3: CPBH veri kümesi için SCA yöntemi kullanılarak DVM ile elde edilen performans metrikleri.

CNN Modelleri	Öznitelik Sayısı	Sınıflar	Se (%)	Sp (%)	Pre (%)	F-Scr (%)	Acc (%)	Genel Doğruluk (%)
GoogleNet	142	B	100	100	100	100	100	97.84
		C	95.68	98.92	97.79	96.72	97.84	
		S	100	99.78	98.92	99.46	99.82	
		V	96.77	98.38	94.49	95.62	98.02	
MobileNetV2	208	B	100	100	100	100	100	96.22
		C	94.59	97.04	94.09	94.34	96.22	
		S	100	100	100	100	100	
		V	91.13	97.69	91.87	91.50	96.22	
ShuffLeNet	165	B	99.35	100	100	99.68	99.82	95.86
		C	94.05	97.04	94.05	94.05	96.04	
		S	100	100	100	100	100	
		V	91.13	97.22	90.40	90.76	95.86	
GoogLeNet& MobileNetV2 & ShuffLeNet	515	B	100	100	100	100	100	99.10
		C	98.92	99.19	98.39	98.65	99.10	
		S	100	100	100	100	100	
		V	97.58	99.54	98.37	97.98	99.10	
GoogLeNet& MobileNetV2 & ShuffLeNet (5-kat çapraz doğrulama)	515	B	100	99.93	99.81	99.99	99.95	98.71
		C	98.05	99.11	98.21	98.13	98.76	
		S	100	100	100	100	100	
		V	97.11	99.17	97.11	97.11	98.71	

Dördüncü adımda, bir önceki adımda en yüksek başarının elde edildiği 515 birleştirilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak hiper parametre optimizasyon yöntemi ile daha iyi sonuçlar elde edilmesi amaçlanmıştır. Bayesian hiper parametre optimizasyon yöntemi ile 30 yineleme boyunca minimum sınıflandırma hatası elde edilmesi sağlanmıştır. Bu yöntemde bir amaç fonksiyonunu en aza indiren bir noktayı bulmak için Bayesian optimizasyon algoritmasından yararlanılmıştır.



Şekil 4.5: a) Birleşik 515 özellikli Bayesian Optimizasyon Algoritmasını kullanan minimum sınıflandırma hata grafiği b) 515 birleşik özelliğin en iyi nokta hiper parametre optimizasyonu karışıklık matrisi.

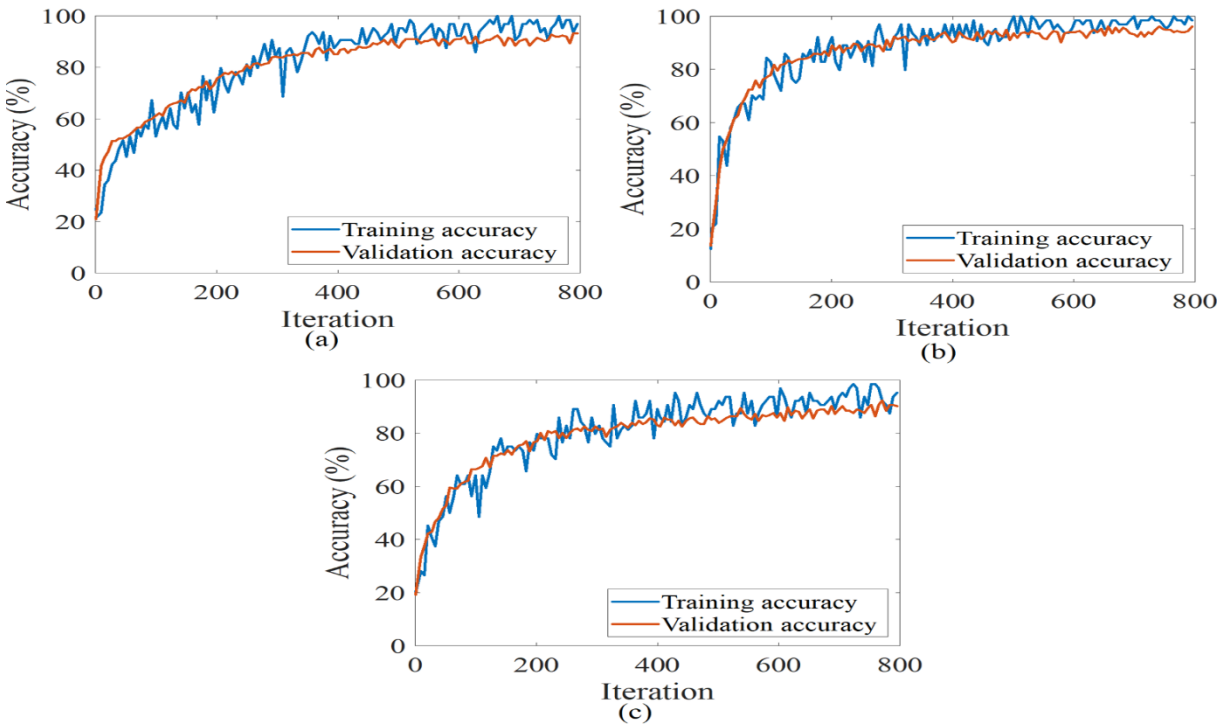
Bu adımda, önceki adımlarda en iyi sonuçları veren birleştirilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak, Bayesian optimizasyon algoritması ile DVM sınıflandırıcısına ait en düşük sınıflandırma hatasına sahip en iyi hiper parametre çözüm seti elde edilmiştir. En iyi hiper parametre optimizasyon yöntemi kullanılarak %99,46'lık en iyi genel doğruluk elde edilmiştir. Bayesian optimizasyon algoritması kullanılarak elde edilen sonuçlar Şekil 4.5' te verilmiştir. Dördüncü adımların analiz sonuçları da Tablo 4.4'te gösterilmiştir.

Tablo 4.4: CPBH veri kümesi için Bayesian Optimizasyon yöntemi kullanılarak optimize edilebilir DVM ile elde edilen performans metrikleri.

CNN Modelleri	Öznitelik Sayısı	Sınıflar	Se (%)	Sp (%)	Pre (%)	F-Scr (%)	Acc (%)	Genel Doğruluk (%)
GoogleNet& MobileNetV2 & ShuffLeNet	515	B	100	100	100	100	100	99.46
		C	99.46	98.92	99.73	99.19	99.46	
		S	100	100	100	100	100	
		V	98.39	99.77	99.19	98.79	99.46	

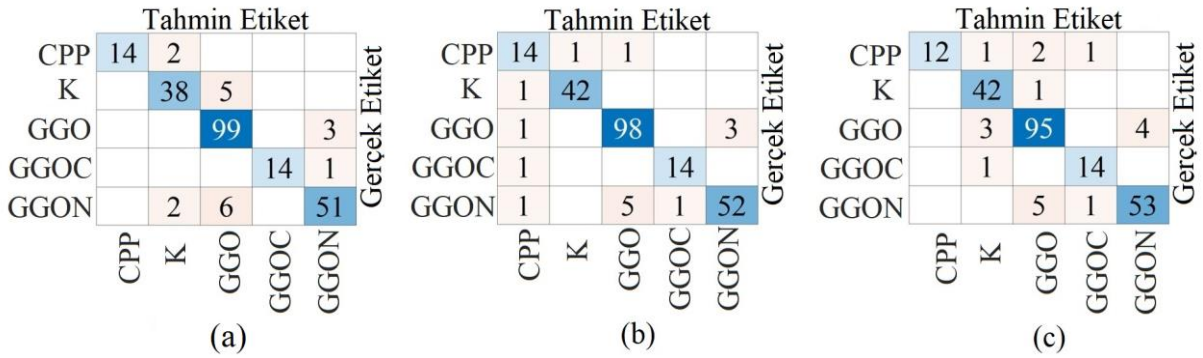
4.2. COVCT VERİ SETİ

CovCT Bulguları Veri Seti, azınlık sınıflarını dengelemek için CPBH ve COVID-CT Veri Setleri'nden alınan toplam 785 Covid-19 akciğer BT görüntüsünü içerir. Bu görüntüler daha sonra radyoloji departmanı tarafından analiz edilmiş ve beş farklı BT bulgusu sınıfı içerdiği tespit edilmiştir. Bu beş sınıfın (GGO, GGON, GGOC, CPP ve Konsolidasyon) sınıflandırılması ise önceden eğitilmiş üç farklı CNN modeli kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Şekil 4.6, CNN modellerinin eğitim ve doğrulama doğruluk grafikleri gösterilmiştir.



Şekil 4.6: CNN modelleriyle CovCT Bulgular Veri Setinin eğitim ve doğrulama doğruluğu grafikleri; a) GoogLeNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet.

İlk iki adımda CNN modelleri veri seti ile eğitilerek Softmax fonksiyonu ile sınıflandırılmıştır. Veri seti ile eğitilen modellerin elde edilen karışıklık matrisleri Şekil 4.7' de gösterilmiştir. İlk adımın sonunda, Softmax ile modeller sınıflandırılmıştır ve MobileNetV2 Tablo 4.5'te görüldüğü gibi %93,62 genel doğruluk değeri ile en yüksek genel doğruluk başarısına sahiptir. Dengesiz veri kümeleri için önemli bir parametre olan F-scr metriğinde ise MobilenetV2, Konsolidasyon sınıfı için %97,67 ile en yüksek başarıya sahiptir.

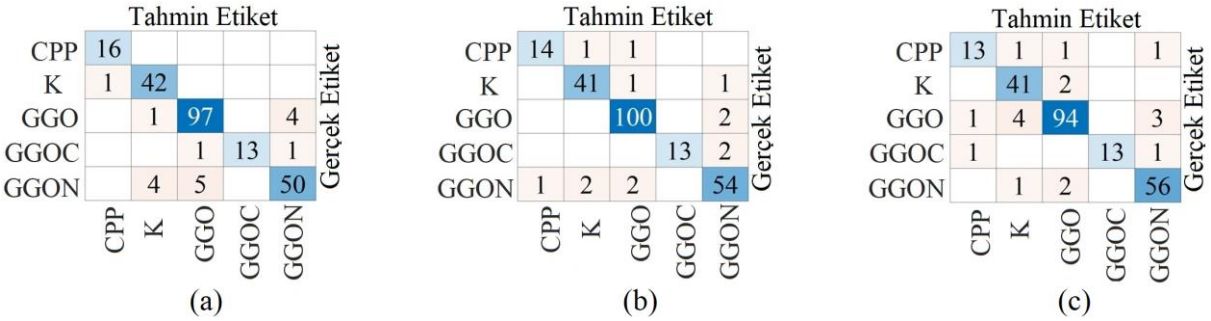


Şekil 4.7: CovCT Bulgular Veri Setinde Softmax sınıflandırıcıyla elde edilen karışıklık matrisleri a) GoogleNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet.

Tablo 4.5: CovCT Bulgular Veri Seti için SoftMax sınıflandırıcı ile elde edilen performans metrikleri.

CNN Modelleri	Sınıflar	Se (%)	Sp (%)	Pre (%)	F-Scr (%)	Acc (%)	Genel Doğruluk (%)
GoogLeNet	CPP	87.50	100	100	93.33	99.15	91.91
	K	88.37	97.92	90.48	89.41	96.17	
	GGO	97.06	91.73	90	93.40	94.04	
	GGOC	93.30	100	100	96.55	99.57	
	GGON	92.73	95.56	86.44	89.47	94.89	
MobileNetV2	CPP	87.50	98.17	77.78	82.35	97.45	93.62
	K	97.67	99.48	97.67	97.67	99.15	
	GGO	96.08	95.49	94.23	95.15	95.74	
	GGOC	93.33	99.55	93.33	93.33	99.15	
	GGON	88.14	98.30	94.55	91.23	95.74	
ShuffLeNet	CPP	75	100	100	85.71	98.30	92.34
	K	97.67	97.40	89.36	93.33	97.45	
	GGO	93.14	93.98	92.23	92.68	93.62	
	GGOC	93.33	99.09	87.50	90.32	98.72	
	GGON	89.83	97.73	92.98	91.38	95.74	

İlk adımda eğitilen modeller sonrasında ise DVM ile sınıflandırılmış ve sonuçlar Şekil 4.8 ve Tablo 4.6'da verilmiştir.



Şekil 4.8: CovCT Bulgular Veri Setinde DVM kullanarak önceden eğitilmiş CNN modellerinin karışıklık matrisleri. a) GoogleNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet.

Tablo 4.6: CovCT Bulgular Veri Seti için DVM yöntemiyle elde edilen performans metrikleri.

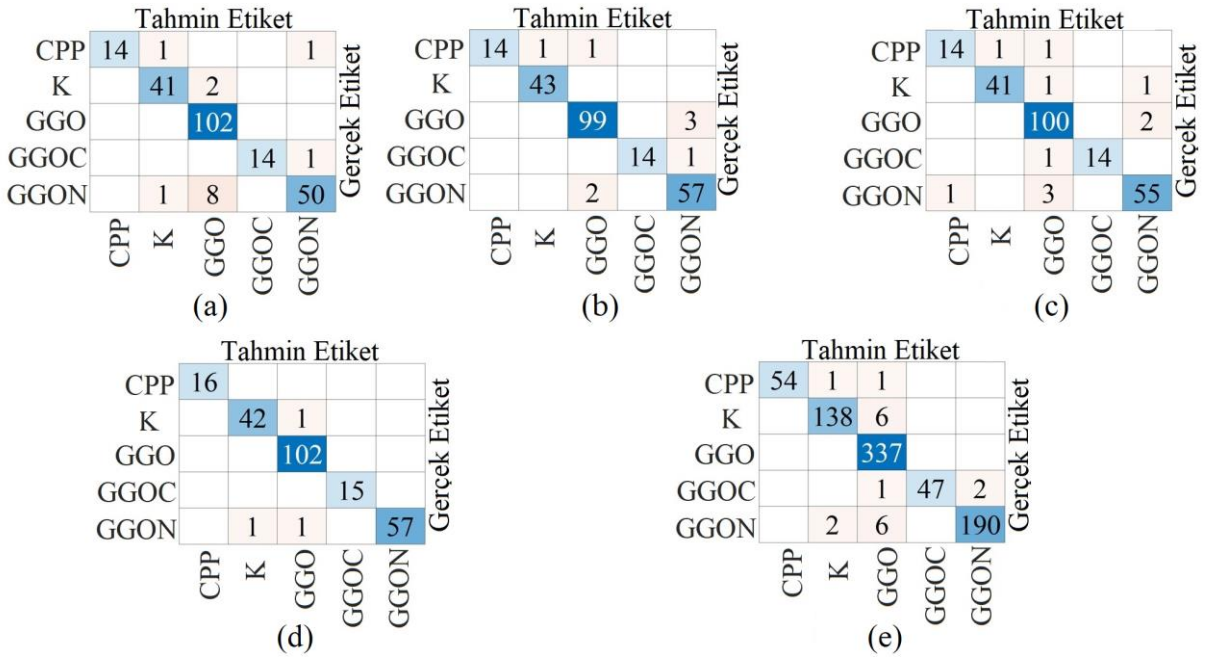
CNN Modelleri	Öznitelik Sayısı	Sınıflar	Se (%)	Sp (%)	Pre (%)	F-Scr (%)	Acc (%)	Genel Doğruluk (%)
GoogleNet	1000	CPP	1	99.54	94.12	96.97	99.57	92.76
		K	97.67	97.40	89.36	93.33	97.45	
		GGO	95.10	95.49	94.17	94.63	95.32	
		GGOC	86.67	100	100	92.86	99.15	
		GGON	84.75	97.16	90.91	87.72	94.04	
MobileNetV2	1000	CPP	98.28	99.54	99.13	98.70	99.10	94.46
		K	95.35	98.44	93.18	94.25	97.87	
		GGO	98.04	96.99	96.15	97.09	94.83	
		GGOC	86.67	100	100	92.86	99.15	
		GGON	91.53	97.16	91.53	91.53	95.74	
ShuffLeNet	1000	CPP	81.25	99.09	86.67	83.87	97.87	92.34
		K	95.35	96.88	87.23	91.11	96.60	
		GGO	92.16	96.24	94.95	93.53	94.47	
		GGOC	86.67	100	100	92.86	99.15	
		GGON	94.92	97.16	91.80	93.33	96.60	

Tablo 4.6'daki performans metrikleri tablosundan da görüldüğü gibi, ilk iki adımdan sonra en düşük genel doğruluk başarısı değerini %92,34 olarak ShuffleNet ile etmiş, bu modeli %92,76 ile GoogleNet takip etmiştir. Genel doğruluk değerinde ise en yüksek sonucu %94,46 ile MobileNet ile elde edilmiştir. Şekil 4.8 'teki karışıklık matrislerinde sınıf bazlı F-Scr değerleri incelendiğinde, GGOC ve GGON sınıfları hem MobileNetV2 hem de GoogleNet ile en düşük F-Scr sınıflandırma değerlerine sahip olduğu görülmüştür. ShuffLeNet modeli ile ise CPP ve Konsolidasyon sınıflarında en düşük F-Scr değerleri elde edilmiştir.

Üçüncü adımda, ilk iki adımda kullanılan üç farklı CNN modellerinden (GoogleNet, MobileNet ve ShuffleNet) elde edilen özelliklerden SCA kullanılarak en ayırt edici olanlar seçilmiştir. SCA algoritmasında kullanılan KNN sınıflandırıcısının her bir özellik alt kümesi için uygunluk fonksiyonunu hesaplaması için SCA'da seçilen K değeri 3'e ayarlanmıştır. SCA öznitelik seçim algoritmasının performansını etkileyen önemli diğer parametreler ise çözüm sayısı 5, iterasyon değeri 100 ve r1 değerini hesaplamak için kullanılan alfa değeri ise 3 olarak seçilmiştir. SCA yardımıyla GoogleNet, MobileNet ve ShuffleNet'ten her bir görüntü için elde edilen 1000 öznitelikten sırasıyla 151, 268 ve 264 daha ayırt edici olan özellikler seçilmiştir. Böylece her bir görüntü için elde edilen 1000 farklı öznitelik SCA uygulaması sonrasında çok daha düşük boyutlu ve ayırt ediciliği yüksek öznitelikler kullanılarak temsil edilmiştir.

Şekil 4.9'daki karışıklık matrislerinden elde edilen ve Tablo 4.7 'de verilmiş genel

doğruluk metriklerinin önemli bir performans artışı yaptığı görülmüştür. Ancak MobileNetV2 %96,60 genel doğruluk değeri ile en yüksek sınıflandırma başarısını göstermiştir. Doğruluk değeri en düşük sınıf Tablo 4.7 'den de görüldüğü gibi GGO sınıfı olmuştur. GGO sınıfının FP ve FN değerlerinin toplamının diğer sınıf hesaplamalarından yüksek olması bu sonuçlara neden olmuştur. Üçüncü adımın sonuçlarına göre, öznitelik seçim yöntemleri önerilen modellerin sınıflandırma başarısını iyileştirmiştir. GoogleNet, MobileNetV2 ve ShuffLeNet modellerinden sırasıyla %94,04, %96,60 ve %95,32 genel doğruluk başarısı elde edilmiştir. Sonrasında ise GoogleNet, MobileNetV2 ve ShuffLeNet modellerinden elde edilen özniteliklerden seçilen 683 en ayırt edici öznitelik DVM kullanılarak sınıflandırıldığında %98,72 genel doğruluk değeri ile en yüksek sınıflandırma başarısı elde edilmiştir. Beş sınıflı (GGO, GGON, GGOC, CPP ve Konsolidasyon) veri kümesi azınlık sınıflar içerdiğinden önceki sonuçların tutarlılığının kontrol edilmesi amacıyla 5 kat çapraz doğrulama metodu kullanılarak ayrıca test edilmiştir. Sonuç olarak, Tablo 4.7'de görüldüğü gibi, seçilen ve birleştirilmiş özniteliklerin 5 kat çapraz doğrulama sınıflandırma başarısı ise %97,58 genel doğruluk değeri olmuştur. Ancak 5 Kat çapraz doğrulama sonuçları incelendiğinde ise birleştirilmiş özniteliklerin 70:30 eğitim test oranında DVM ile sınıflandırma işlemine göre daha düşük genel doğruluk başarısı elde edildiği görülmüştür.



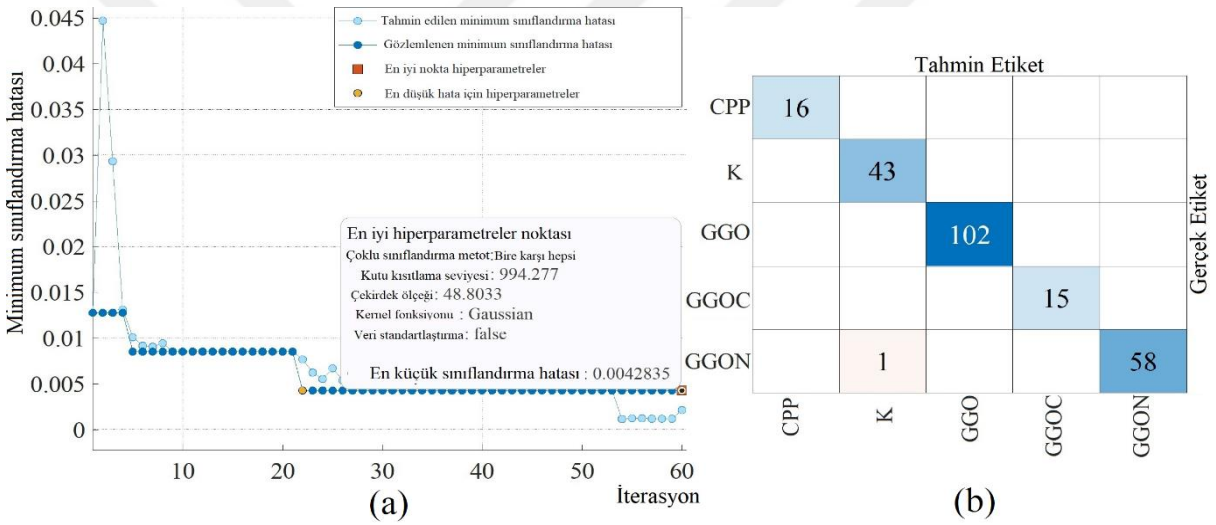
Şekil 4.9: SCA yöntemi kullanılarak CovCT Bulgular Veri Setinin sınıflandırılmasından elde edilen karışıklık matrisleri; a) GoogleNet, b) MobileNetV2 ve c) ShuffleNet d) Birleşik 683 özellik e) Birleşik 683 özellik için 5 katlı Çapraz Doğrulama

Tablo 4.7'de görüldüğü gibi GoogLeNet derin öğrenme modelinden elde edilen 151 özniteliğin DVM ile sınıflandırması sonrasında GGO, GGON, GGOC, CPP ve Konsolidasyon BT bulgu sınıflarının her biri için elde edilen sınıflandırma doğruluk başarısı sırasıyla %99,15, %98,42, %95,74, %99,57, %95,32 olarak elde edilmiştir. Ayrıca MobileNet derin öğrenme modelinden elde edilen 268 özniteliğin DVM ile sınıflandırması sonrasında GGO, GGON, GGOC, CPP ve Konsolidasyon BT bulgu sınıflarının her biri için elde edilen sınıflandırma doğruluk başarısı sırasıyla %99,15, %99,57, %97,45, %99,57, %97,45 olarak elde edilmiştir. ShuffLeNet elde edilen 264 özniteliğin DVM ile sınıflandırması sonrasında GGO, GGON, GGOC, CPP ve Konsolidasyon BT bulgu sınıflarının her biri için elde edilen sınıflandırma doğruluk başarısı sırasıyla %98,72, %98,72, %96,64, %99,57, %97,02 olarak elde edilmiştir.

Tablo 4.7: CovCT Bulgular Veri Seti için SCA yöntemi kullanılarak DVM ile elde edilen performans metrikleri.

CNN Modelleri	Öznitelik Sayısı	Sınıflar	Se (%)	Sp (%)	Pre (%)	F-Scr (%)	Acc (%)	Genel Doğruluk (%)
GoogLeNet	151	CPP	87.50	100	100	93.33	99.15	94.04
		K	95.35	99.05	95.35	95.35	98.42	
		GGO	100	92.48	91.07	95.33	95.74	
		GGOC	93.33	100	100	96.55	99.57	
		GGON	84.75	98.86	96.15	90.09	95.32	
MobileNetV2	268	CPP	87.50	100	100	93.33	99.15	96.60
		K	100	99.48	97.73	98.85	99.57	
		GGO	97.06	97.74	97.06	97.06	97.45	
		GGOC	93.33	100	100	96.55	99.57	
		GGON	96.61	97.73	93.44	95.00	97.45	
ShuffLeNet	264	CPP	87.50	99.54	93.33	90.32	98.72	95.32
		K	95.35	99.48	97.62	96.47	98.72	
		GGO	98.04	95.59	94.34	96.15	96.64	
		GGOC	93.33	100	100	96.55	99.57	
		GGON	93.22	98.30	94.83	94.02	97.02	
GoogLeNet& MobileNetV2& ShuffLeNet	683	CPP	100	100	100	100	100	98.72
		K	97.67	99.48	97.67	97.67	99.15	
		GGO	100	98.50	98.08	99.03	99.15	
		GGOC	100	100	100	100	100	
		GGON	96.61	100	100	98.28	99.15	
GoogleNet & MobileNetV2 & ShuffLeNet (5-kat çapraz doğrulama)	683	CPP	96.43	100	100	98.18	99.75	97.58
		K	95.83	99.53	97.87	96.84	98.85	
		GGO	100	96.88	96.01	97.97	98.22	
		GGOC	94.00	100	100	96.91	99.62	
		GGON	95.96	99.66	98.96	97.44	98.73	

Dördüncü adımda ise üçüncü adımda en yüksek genel doğruluk başarısının elde edildiği birleştirilmiş 683 öznitelik alt kümesi kullanılarak hiper parametre optimizasyon yöntemi ile daha iyi sonuçlar elde edilmesi hedeflenmiştir. Yöntem, 60 yineleme boyunca minimum sınıflandırma hatasını arar ve bir amaç fonksiyonunu minimize eden bir noktayı bulmak için Bayesian optimizasyon algoritması tarafından ayarlanır. Minimum sınıflandırma hatasını elde etmek için en iyi hiper parametre değerleri kümesi olan en iyi hiper parametre noktasını kullanır. Bu adımda, en iyi öznitelik alt kümesi kullanılarak, Bayesian optimizasyon algoritması ile en düşük sınıflandırma hatasına sahip en iyi DVM çözüm seti elde edilmiştir. Sonuç olarak, %99,82'lik en iyi genel doğruluk başarısı 60. yinelemede en iyi hiper parametre arama aralığı kullanılarak elde edilmiştir. Dördüncü adımların analizi ve sonuçları Şekil 4.10 ve Tablo 4.8' de gösterilmiştir.



Şekil 4.10: a) Birleşik 683 Öznitelik kullanılarak Bayesian Optimizasyon Algoritmasıyla elde edilen minimum sınıflandırma hata grafiği b) 683 birleşik özniteliğin en iyi nokta hiper parametre optimizasyonu karışıklık matrisi.

Tablo 4.8: CovCT Bulgular Veri Seti için Bayesian Optimizasyon yöntemiyle elde edilen performans metrikleri.

CNN Modelleri	Öznitelik Sayısı	Sınıflar	Se (%)	Sp (%)	Pre (%)	F-Scr (%)	Acc (%)	Genel Doğruluk (%)
GoogLeNet& MobileNetV2 & ShuffLeNet	683	CPP	100	100	100	100	100	99.82
		K	100	99.48	97.73	98.85	99.57	
		GGO	100	100	100	100	100	
		GGOC	100	100	100	100	100	
		GGON	98.31	100	100	99.15	99.57	

5. TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında, Covid-19'u diğer pnömoni türlerinden ayırt etmek için dört sınıflı yeni bir veri seti oluşturulmuştur. CPBH veri setinin performans metrikleri değerlendirilirken hem genel doğruluk hem de Covid-19 sınıfı için %99,46 başarı elde edilmiştir. Birçok derin öğrenme kullanılarak yapılan medikal görüntü sınıflandırma çalışmalarında çeşitli görüntü iyileştirme teknikleri ile başarının arttırıldığı bilinir(Singh ve diğ., 2021). Ancak bu tez çalışmasıyla elde edilen sonuçların PACS sistemlerine entegre olacak şekilde yardımcı bir uygulama olarak önerildiğinden bu uygulamalara adaptasyon kolaylığını göz önünde bulundurarak karmaşıklığı en makul seviyede tutmak istediğimiz için bu çalışmada görüntü iyileştirme tekniklerinin kullanılması tercih edilmemiştir. En düşük parametrelere sahip olan ve genellikle mobil uygulamalar için oluşturulan MobilNetV2 elde edilen 1000 özniteliğin sınıflandırmasında daha başarılı olurken, GoogleNet'in başarısı özellik seçiminden sonra öne çıkmıştır. SCA, mühendislik problemleri, ağ ve sınıflandırıcı parametre optimizasyonu, görüntü işleme, gerçek dünya uygulamaları, nesne takibi ve finansal piyasa tahmini gibi uygulamalarda optimizasyon amacıyla birçok çalışmada kullanılmıştır. (Abualigah & Diabat, 2021). Bu çalışmada, SCA optimizasyon algoritması veri kümelerinin en ayırt edici özelliklerini seçmek için kullanılmıştır. Ancak SCA çoğu optimizasyon çalışmalarında genellikle en uygun ağ veya sınıflandırıcı parametrelerini seçmek için de kullanılmıştır. Birçok çalışmada, erken yakınsamayı önlemek, optimal çözümü belirlemek ve keşif ve kullanım yeteneklerini geliştirmek için genellikle ikinci bir optimizasyon algoritması ile desteklenen SCA varyantlarını kullanmıştır (Abualigah & Diabat, 2021). Bu çalışmada önerilen modellerden birleştirilmiş özniteliklerin SCA algoritmaları kullanılarak seçilmesiyle elde edilen başarılı sonuçlar nedeniyle bu çalışmada ayrıca herhangi bir SCA varyantına gerek duyulmamıştır. Önerilen çalışmada CNN modellerinin SCA öznitelik seçimi sonrasında sınıflandırma başarıları değerlendirildiğinde, GoogleNet CNN modelinin %85 azaltılmış öznitelikleri kullanarak genel doğruluğunu %2,95 oranında artırıldığını görülüştür. Önerilen yaklaşımla karşılaştırılabilir veriler içeren literatürdeki yayınları incelediğimizde, SCA Tablo 5.1'de verilen diğer özellik seçim algoritmalarından daha iyi performans göstermiştir.

Tablo 5.1: BT görüntüleme COVID-19 çalışmalarında Özellik Seçim Yöntemlerinin Karşılaştırılması.

Referans Çalışmalar	Modeller / Yöntemler	Veri Seti	Öznitelik Seçim Algoritması	Azaltılmış Öznitelik Boyutu (%)	Artırılmış Genel Doğruluk (%)
Sen ve diğ. (2021)	CNN	SARS-CoV-2 CT	Karşılıklı Bilgi (MI) and Rölyef	64,5	1.61
			Yusufçuk algoritması	37	2.51
Carvalho ve diğ. (2021)	CNN	SARS-CoV-2 CT	Genetik Algoritma	55.9	0.4
Önerilen Çalışma	Transfer Öğrenme	CPBH	Sinüs Kosinüs algoritması	85.8	2.95
		CovCT Bulgular		73.6	3.2

Bu çalışma birçok sınıflandırıcının doğruluğunun hesaplandığı ve kullanıcıya hazır olarak sunulan Matlab arayüzünde işlendiğinden, bu veri setlerinin DVM ile sınıflandırma başarısının diğer sınıflandırıcılara olan üstünlüğü kolaylıkla tespit edilmiştir. Sonuç olarak, en ayırt edici özelliklere sahip ve en başarılı sınıflandırıcı tarafından sınıflandırılan SCA-SVM modeli geliştirilmiştir. Son adımda ise DVM sınıflandırıcısının en yüksek sınıflandırma başarısını sağladığı çözüm kümesini bulmak için Bayesian hiper parametre optimizasyonu kullanılmış ve yapılan sınıflandırmada en yüksek genel doğruluktaki sonuçlar elde edilmiştir. Makine öğreniminin hiper parametrelerini otomatik olarak optimize etmek için ızgara arama, rastgele arama ve birçok sürü optimizasyon algoritması kullanılır. Izgara araması, belirtilen hiper parametrelerin tüm kombinasyonlarını sıralı ve kapsamlı bir şekilde değerlendirdiğinden hesaplama açısından yüksek bilgisayar donanımına gerek duyulur. (Wu ve diğerleri, 2019). Buna karşılık, rastgele arama yalnızca belirli bir listeden veya parametrenin istatistiksel dağılımından yararlanır. Bu yöntemler hiper parametre uzayını körü körüne keşfeder ve önceki yinelemelerden bir şey öğrenemezken Bayes optimizasyonu, pahalı kara kutu işlevlerinin global optimizasyonu için hiper parametreler hakkında önceki verileri birleştiren güçlü bir hiper parametre arama yöntemi olarak bilinir. Bu nedenle, bu çalışmada DVM sınıflandırıcının parametrelerini optimize etmek ve daha iyi sınıflandırma doğruluğu elde etmek için Bayes optimizasyonu kullanılmıştır. Sonuç olarak önerilen yaklaşıma hiper parametre optimizasyonu uygulandığında %2,2'lik bir artışla en başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Bayesian hiper parametre optimizasyon algoritmasıyla Covid-19 sınıflandırmasının yapıldığı benzer bir çalışmada ise bu artış değeri %4,4 olarak elde edilmiştir(Canayaz, 2021a). Ancak, veri seti, model yapısı, hiper parametreler vb. farklılıklar nedeniyle önerilen yaklaşımımızla diğer çalışmaların doğrudan karşılaştırılması birebir uygun değildir.

Tablo 5.2: BT görüntüleri ile COVID-19 çalışmaları.

Referans Çalışmalar	Modeller / Yöntemler	Veri Seti	Eğitim/Test Veri Oranı (%)	Modalite	Year	Genel Doğruluk (%)
Li ve diğ. (2020)	Transfer Öğrenme, Ağırlık Paylaşımı	1735 Covid-19 1325 Pnömoni Olmayan 1735 Toplum Kaynaklı Pnömoni	80:10:10	BT	2020	96
Song ve diğ. (2021)	Transfer Öğrenme, ResNet Blokları	2119 Covid 2158 Viral 1345 Bakteriyel 504 Normal	80:10:10	BT	2021	94
Sen ve diğ. (2021)	CNN, hibrit öznitelik seçimi, DA	1252 Covid 1230 Normal	5-Fold	BT	2021	98.39
Canayaz (2021)	Transfer Öğrenme, CBAM Modeli, Bayesian Optimizasyon	1601 Covid 1626 Covid Olmayan	70:30	BT	2021	98.45
Chattopadhya ve diğ. (2021)	Transfer Öğrenme, Öznitelik seçimi, CGRO	1611 Covid 1627 Normal	80:20	BT	2021	99.31
Carvalho ve diğ. (2021)	CNN, Hiperparametre Optimizasyonu, GA,	1252 Covid 1230 Covid Olmayan	80:20	BT	2021	99.70
Toğaçar ve diğ. (2022)	Transfer Öğrenme, Dominant Aktivasyon Seçimi, LIME Metodu	631 Covid 417 Viral 518 Bakteriyel	70:30	BT	2021	99.15
		436 GGO 144 Konsolidasyon 198 GGON 50 GGOC 56 CCP	70:30			99.62
Önerilen Yaklaşım	Transfer Öğrenme, Öznitelik seçimi, SCA, Bayesian Optimizasyon	614 Covid 415 Viral 518 Bakteriyel 308 Normal	70:30 5-Kat	BT	2022	99.46 98.71
		337 GGO 144 Konsolidasyon 198 GGON 50 GGOC 56 CCP	70:30 5-Kat			99.82 97.58

BT modalitesinden elde edilen Covid-19 görüntüleriyle yapılan sınıflandırma çalışmaları için incelenen yayınlar Tablo 5.2'de verilmiştir.

Li ve diğ. (2020) tarafından Covid-19, Toplumdan Edinilmiş Pnömoni (CAP) ve diğer pnömoni olmayan akciğer BT görüntülerini sınıflandırmak için COVNet adlı üç boyutlu bir derin öğrenme çerçevesi önerilmiştir. Önerdikleri COVNet derin öğrenme yapısı, 0.96 AUC ile

Covid-19'u tespit etmede %96 duyarlılığa ve %98 özgüllüğe başarı sağlamıştır. Diğer bir çalışmada ise önemli kanalları vurgulamak ve diğerlerini bastırmak için ResNet50 mimarisini bir sıkıştırma ve uyarma bloğu (SE) ile birleştirerek bir mimari sunulmuştur(Song ve diğ., 2021). Bu yapı kullanarak Covid-19 BT görüntüleri bakteriyel pnömoniden, sağlıklı akciğer görüntülerinden ve tipik viral pnömoniden ayırt edilmiştir. Song ve diğ. (2021) tarafından önerilen yaklaşımla elde edilen genel doğruluk oranı %94 ve yapılan çalışma, birden fazla pnömoni türünün Covid-19 BT görüntüleriyle önemli bir başarı ile sınıflandırıldığı tespit edebildiğimiz yegâne yayın olmuştur. Öte yandan, Covid-19 veri setindeki BT bulgu türlerinin oranlarının belirtilmemiş olması yapılan çalışmanın eksikliği olarak görülmüştür.

Sen ve diğ. (2021) tarafından tasarlanan CNN yapısından elde edilen öznitelikler hibrit özellik seçim algoritması kullanarak özellikleri seçmek için kullanılmıştır. Bu hibrit seçim algoritmasıyla öncelikler MI ve kabartmalı özellikleri seçilmiş ardından sarmalayıcı filtre olarak yusufçuk algoritması (DA) kullanılmıştır. SARS-CoV-2 veri seti kullanılarak yapılan çalışmada Covid-19'un 2 sınıflı sınıflandırmasında %98,39 genel doğruluk elde edilmiştir. Canayaz, (2021a) Konvolüsyonel Blok Modülünü (CBAM) ve EfficientNet modellerinin ilk dört versiyonunu birleştirerek özellik çıkarımı için bir hibrit model önermiştir. Çıkarılan özniteliklerden en ayırt edici olanlar için daha sonra temel bileşen analizi (PCA) kullanılarak boyut azaltılması yapılmıştır. DVM kullanılarak yapılan sınıflandırma işlemi sonrasında ise %98,45'lik bir genel doğruluk elde edilmiştir. Chattopadhyay ve diğ. (2021) farklı derin öğrenme modellerini öznitelik çıkartmak için kullanmışlardır. Bu çalışmalarında iki farklı ortak erişilebilir veri seti kullanılmıştır. Öznitelik seçimi için meta-sezgisel bir yaklaşım olan kümeleme tabanlı Altın Oran Optimize Edici kullanılmıştır. 2 sınıflı sınıflandırmada Resnet18 derin öğrenme modeli kullanılarak %99,31'lik bir genel doğruluk elde edilmiştir. Carvalho ve diğ. (2021) sundukları 4 farklı CNN yapısı arasından en başarılı olanı belirlemiş ve ardından modelin hiper parametrelerini Parzen yöntemini kullanarak optimize edilmiştir. Son olarak Genetik Algoritma ile öznitelik seçimi yapılmıştır. Elde edilen öznitelikler dört farklı sınıflandırıcı (Çok katmanlı algılayıcı sınıflandırıcı, DVM, XGBoost, Rastgele Orman) ile sınıflandırılmıştır ve %99,7 genel doğruluk elde edilmiştir. Toğaçar ve diğ. (2022) ResNet modellerini öznitelik çıkarıcı olarak kullanan ve SoftMax'tan önce her modelden baskın aktivasyonları seçen bir yaklaşım önermiştir. Önerdikleri çalışmada CPB (Covid-19, viral pnömoni ve bakteriyel pnömoni) veri setini kullanarak %99,15'lik bir genel doğruluk elde etmişlerdir. Bu tez çalışmasında önerilen yaklaşımla, CPB veri setine ek olarak, sağlıklı akciğerlerin görüntüleri de diğer pnömoni türlerinden ayırt edilmiş ve %99,46'lık genel

doğruluk elde edilmiştir. Bu tez çalışmasında önerilen yaklaşımda modeller arasında en fazla parametreyi kullanan GoogLeNet, Toğaçar ve diğ. (2022) tarafından kullanılan ve en yüksek parametrelere sahip Resnet101 modeline göre altı kat daha az parametreye sahip olmasına ve görüntü işleme yöntemleriyle başarıyı artırıcı uygulamalar kullanmış olmalarına rağmen, önerilen yaklaşımla yaklaşık %1 daha iyi genel doğruluk değeri elde edilmiştir.

Öte yandan, aşağıdaki tıbbi alanda yapılan çalışmalarda da gösterildiği gibi, Covid-19 hastalarının prognozu radyolojik bulgular incelenerek belirlenebildiği görülmüştür. Covid-19 hastalığının farklı evrelerinde akciğer BT bulgularının incelenerek Covid-19 hastalarının prognozunun tahmin edilmesine yönelik bazı çalışmalar aşağıdaki verilmiştir. Tekcan Sanli ve diğ. (2021b) Covid-19 için yoğun bakım gerektirmeyen hastalarda ve Covid-19 için en az bir gün yoğun bakıma ihtiyaç duyan veya hayatta kalamayan hastalarda ilk hastaneye başvuruda akciğer BT bulgularını araştırmıştır. Elde edilen sonuçlarda konsolidasyon ve lob sayısındaki artışın ağır hastalığı olanlarda daha sık olduğu düşünülürken, ayrıca şiddetli hastalığı olanlarda santral akciğer tutulumunun daha sık olduğu gözlenmiştir. Li ve diğ. (2020) 25 ciddi/kritik vaka ve 58 sıradan Covid-19 hastasının BT bulgularını araştırmıştır. Konsolidasyonun, lineer opasitelerin ve kaldırım taşı paternlerinin şiddetli/kritik hastalarda daha sık olduğunu ve sıradan hastalardan önemli ölçüde farklı olduğu tespit edilmiştir. Cau ve diğ. (2021) klinik servislerden 195 hasta ve yoğun bakım ünitelerinden 23 hasta üzerinde yaptıkları çalışmalarında YBÜ hastalarının BT görüntülemesinde GGO ile karışık akciğer konsolidasyonu ve bilateral akciğer tutulumu insidansının yoğun bakım ünitesinde olmayan hastalara göre daha yüksek olduğunu tespit etmişlerdir. Bu nedenle Covid-19 pandemisinde hasta triyajının etkinliği için yalnızca Covid-19 ve Covid-19 olmayan hastaların ayırt edilmesi yeterli değildir. BT bulgularının sınıflandırmasına göre hastaların yoğun bakıma mı yoksa ayaktan tedaviye mi ihtiyacı olduğunun belirlenmesi hasta sağlığı için önem arz eder. Bu nedenle bu tez çalışması, akciğer BT bulgularını beş farklı sınıfta sınıflandırılarak hastanın yoğun bakım veya ayaktan tedavi durumuna karar verilmesine yardımcı olacak bir uygulama olarak önerilmiştir. Bildiğimiz kadarıyla bu amaçla oluşturulmuş ilk veri setidir ve Covid-19 görüntülerinin pulmoner seviyelerine göre beş sınıfa ayrıldığı herhangi bir BT Bulgular Veri Seti şu ana kadar yayınlanmamıştır. Tıp dergilerinde Covid-19 BT bulgularının türleri ve çeşitli viral pnömonilerin BT bulguları ile karşılaştırılması ile ilgili onlarca yayın olmasına rağmen, bu konuda yapay zekâ çalışmalarının yapılabileceği herhangi bir veri setinin olmaması nedeniyle bu tez çalışmasına kadar yapay zekâ kullanılarak herhangi bir sınıflandırma yapılamamıştır. Covid-19 hastalarının radyoloji görüntüleme raporlarında Covid-19 pozitifliğinin

raporlanmasının yanı sıra BT bulgularına göre akciğerdeki Covid-19 evresinin belirlenmesi de yapılmıştır. Bu radyoloji raporları aynı zamanda pandemide önemli bir konu olan hastanın ayaktan mı yoksa yoğun bakım ünitesinde mi tedavi edilmesi gerekliliği konusunda ilgili hekimlere rehberlik eder. Bu nedenle, bu çalışma ile bir gerçek bir radyoloji raporu gibi hem Covid-19 pozitifliğini hem de Covid-19'un evrelerini (Konsolidasyon, CPP, GGO, GGOC ve GGON) başarılı bir şekilde ayırt edilmiştir. Sonuç olarak, Covid-19 BT bulgularının sınıflandırılmasında önerilen yaklaşımla %99,82'lik bir genel doğruluk elde edilmiştir. Öte yandan bu tez çalışmasında CCP, GGO ve GGOC sınıfları için F-Scr değeri %100 olarak elde edilirken GGON ve Konsolidasyon sınıfları için ise sırasıyla %99,15 ve %98,85 F-Scr değeri elde edilmiştir. Bu tez çalışmasında kullanılan CovCT Bulgular Veri Seti, Toğaçar ve diğ. (2022) tarafından kullanılan BT bulguları veri setinden GGO görüntülerinin sayısı dışında herhangi bir fark olmamasına rağmen önerilen yaklaşım ile herhangi bir görüntü işleme yöntemi kullanmadan bile bu çalışmadan yaklaşık %1 daha iyi genel doğruluk elde edilmiştir.

Tüm başarılı sonuçlara rağmen birden fazla modelden oluşan yöntemin uçtan uca bir model olmaması önerilen modelin en büyük dezavantajıdır. Ancak bu tez çalışmasıyla önemli bir yenilik olarak sunulan Covid-19 BT bulgularının beş farklı sınıfta başarılı bir şekilde sınıflandırılarak hastalığın prognozunun belirlenmesi ve elde edilen başarılı sonuçlar bu dezavantaja üstünlük sağlamıştır.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

2022 yılının son aylarına girerken Covid-19'a bağlı ölümler ve yeni vakalarla üçüncü yılına girmiştir. Covid-19'un hızlı tespiti ve hastanın izolasyonunun pandemi ile mücadelede en önemli faktör olmaya devam ettiği bir gerçektir. Bu tez çalışmasında, oluşturulan CPBH veri seti kullanılarak hekimlerin Covid-19 ile benzer klinik özellikler gösteren, ayırt etmesi zor ve yaygın viral pnömoni türlerinden olan influenza A (H1N1) ve bakteriyel pnömoni başarıyla sınıflandırılmıştır. Ayrıca Covid-19 görüntüleri radyologlar tarafından BT bulgularına göre (Konsolidasyon, CCP, GGO, GGON, GGOC) sınıflandırılarak elde edilen BT bulguları Veri Seti kullanılarak akciğerlerdeki hastalığın evresi sınıflandırılmış ve hekimler için tıpkı radyoloji bölümünden bir rapor gibi karar desteği oluşturulmaya çalışılmıştır. Bu amaçla, ağırlıklı olarak mobil uygulamalar için geliştirilmiş önceden eğitilmiş üç model kullanılarak veri setlerinden elde edilen en ayırt edici öznitelikleri seçmek için SCA algoritması kullanılmıştır. Modellerden seçilen en ayırt edici öznitelikler ile DVM sınıflandırılırken sınıflandırıcının en iyi hiper parametre çözüm kümesini elde etmek için Bayesian hiper parametre optimizasyon yöntemi kullanılmıştır. Veri Setleri DVM ile sınıflandırıldığında, CPBH ve CovCT Bulgular Veri Setleri için elde edilen genel doğruluk değerleri sırasıyla %99,46 ve %99,82 olmuştur. Veri setlerindeki azınlık sınıflarının validasyonun kararlılığı üzerindeki etkisini görmek için 5 kat çapraz doğrulama metodu kullanılarak ayrıca sınıflandırma işlemi yapılmıştır ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Bu tez çalışması kapsamında Covid-19 ve akciğer BT bulgularının sınıflandırılması incelenmiştir. Sinüs-kosinüs öznitelik seçimi ve DVM parametrelerinin Bayesian optimizasyonu algoritması ile optimize edildiği hibrit derin öğrenme yapısı bildiğimiz kadarıyla ilk kez bu çalışmada başarılı sonuçlar elde edilerek birlikte kullanılmıştır. Bu tez çalışmasında elde edilen sonuçlar ışığında, kullanılan hibrit modelin erişime açık veri kümeleriyle de test edilerek çeşitli hastalıkların tespitinde kullanılabilecek güçlü bir model olduğunun ortaya konmasıyla sonrasında PACS sistemleri ile entegre edildiğinde radyoloji bölümleri için çok faydalı olacaktır. BT bulguları akciğer hastalıklarının prognozu açısından önemli bilgiler içerir. Bu tez çalışması sırasında farklı akciğer hastalıklarının kendine has akciğer BT bulguları olduğu görülmüştür. Farklı akciğer hastalıklarının BT bulgularıyla da ilgili yayınların eksikliği göz önünde bulundurularak BT bulgularının derin öğrenme yapılarıyla sınıflandırılması ile ilgili yapılacak yeni çalışmalar bu alandaki eksikliğin giderilmesine yardımcı olacaktır.

KAYNAKLAR

Abbasi, S. *et al.* (2013) 'Classification of normal and abnormal lung sounds using neural network and support vector machines', *2013 21st Iranian Conference on Electrical Engineering, ICEE 2013*, pp. 31–34. doi: 10.1109/IranianCEE.2013.6599555.

Abdelouahab, K., Pelcat, M. and Berry, F. (2017) 'PhD forum: Why TanH is a hardware friendly activation function for CNNs', *ACM International Conference Proceeding Series*, Part F1322(2), pp. 199–201. doi: 10.1145/3131885.3131937.

Abualigah, L. and Diabat, A. (2021) *Advances in Sine Cosine Algorithm: A comprehensive survey*, *Artificial Intelligence Review*. Springer Netherlands. doi: 10.1007/s10462-020-09909-3.

Acar, E., Şahin, E. and Yılmaz, İ. (2021) 'Improving effectiveness of different deep learning-based models for detecting COVID-19 from computed tomography (CT) images', *Neural Computing and Applications*, 33(24), pp. 17589–17609. doi: 10.1007/s00521-021-06344-5.

Ai, T. *et al.* (2020) 'Correlation of Chest CT and RT-PCR Testing for Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) in China: A Report of 1014 Cases', *Radiology*, 296(2), pp. E32–E40. doi: 10.1148/radiol.2020200642.

Akdaş Tekin, E. *et al.* (2021) 'Prediction of Clinical Results with the First Thoracic CT Findings in COVID-2019 Patients; Survey Study', *European Archives of Medical Research*, 37(4), pp. 268–272. doi: 10.4274/eamr.galenos.2021.87004.

Akturan, S. *et al.* (2019) 'Death Rates and Causes of Death in Turkey Between 2009 and 2016 Based on TUIK Data', *Konuralp Tıp Dergisi*, 11(1), pp. 9–16. doi: 10.18521/ktd.506407.

Alzubaidi, L. *et al.* (2021) 'Novel transfer learning approach for medical imaging with limited labeled data', *Cancers*, 13(7), pp. 1–22. doi: 10.3390/cancers13071590.

Aminu, M., Ahmad, N. A. and Mohd Noor, M. H. (2021) 'Covid-19 detection via deep neural network and occlusion sensitivity maps', *Alexandria Engineering Journal*, 60(5), pp. 4829–4855. doi: 10.1016/j.aej.2021.03.052.

Amyar, A. *et al.* (2020) 'Multi-task deep learning based CT imaging analysis for COVID-19 pneumonia: Classification and segmentation', *Computers in Biology and Medicine*, 126(June), p. 104037. doi: 10.1016/j.compbiomed.2020.104037.

Bai, H. X. *et al.* (2020) 'Performance of Radiologists in Differentiating COVID-19 from Non-COVID-19 Viral Pneumonia at Chest CT', *Radiology*, 296(2), pp. E46–E54. doi: 10.1148/radiol.2020200823.

Bai, J. *et al.* (2020) 'The epidemiological characteristics of deaths with COVID-19 in the early stage of epidemic in Wuhan, China', *Global Health Research and Policy*, 5(1), pp. 1–18. doi: 10.1186/s41256-020-00183-y.

Balagourouchetty, L. *et al.* (2020) 'GoogLeNet-Based Ensemble FCNet Classifier for Focal Liver Lesion Diagnosis', *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 24(6), pp. 1686–1694. doi: 10.1109/JBHI.2019.2942774.

Barr, I. G. *et al.* (2014) 'WHO recommendations for the viruses used in the 2013-2014 Northern

Hemisphere influenza vaccine: Epidemiology, antigenic and genetic characteristics of influenza A(H1N1)pdm09, A(H3N2) and B influenza viruses collected from October 2012 to January 2013', *Vaccine*, 32(37), pp. 4713–4725. doi: 10.1016/j.vaccine.2014.02.014.

Bastawrous, H. A. *et al.* (2005) 'Detection of Ground Glass Opacities in lung CT images using gabor filters and neural networks', *Conference Record - IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, 1(May), pp. 251–256. doi: 10.1109/imtc.2005.1604111.

Batırel, A. (2020) 'SARS-CoV-2: Ways of Transmission and Methods of Prevention', *Southern Clinics of Istanbul Eurasia*, 31, pp. 1–7. doi: 10.14744/scie.2020.00378.

Bayramoglu, N., Kannala, J. and Heikkila, J. (2016) 'Deep learning for magnification independent breast cancer histopathology image classification', in *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition*. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., pp. 2440–2445. doi: 10.1109/ICPR.2016.7900002.

Bengio, I. G. Y. and Courville, A. (2016) 'Deep Learning', *Prmu*, pp. 1–10. Available at: www.deeplearningbook.org.

Caldaria, A. *et al.* (2020) 'COVID-19 and SARS: Differences and similarities', *Dermatologic Therapy*, pp. 1–2. doi: 10.1111/dth.13395.

Campi, R. *et al.* (1997) 'Determinants of Chest X-Ray Sensitivity for COVID- 19', *Nature*, pp. 539–547.

Canayaz, M. (2021a) 'C+EffxNet: A novel hybrid approach for COVID-19 diagnosis on CT images based on CBAM and EfficientNet', *Chaos, Solitons and Fractals*, 151, p. 111310. doi: 10.1016/j.chaos.2021.111310.

Canayaz, M. (2021b) 'MH-COVIDNet: Diagnosis of COVID-19 using deep neural networks and meta-heuristic-based feature selection on X-ray images', *Biomedical Signal Processing and Control*, 64. doi: 10.1016/j.bspc.2020.102257.

Carvalho, E. D. *et al.* (2021) 'An approach to the classification of COVID-19 based on CT scans using convolutional features and genetic algorithms', *Computers in Biology and Medicine*, 136(July). doi: 10.1016/j.compbiomed.2021.104744.

Cau, R. *et al.* (2021) 'CT findings of COVID-19 pneumonia in ICU-patients', *Journal of Public Health Research*, 10, pp. 515–521. doi: 10.4081/jphr.2021.2270.

Çelik, D. and Köse, Ş. (2020) 'COVID-19 in Adults: Clinical Findings', *The journal of Tepecik Education and Research Hospital*, 30, pp. 43–48. doi: 10.5222/terh.2020.88896.

Chattopadhyay, S. *et al.* (2021) 'Covid-19 detection by optimizing deep residual features with improved clustering-based golden ratio optimizer', *Diagnostics*, 11(2). doi: 10.3390/diagnostics11020315.

Comert, S. S. (2020) 'Radiological findings of COVID-19 pneumonia', *Southern Clinics of Istanbul Eurasia*, 31, pp. 16–22. doi: 10.14744/scie.2020.96158.

Cortes, C., Vapnik, V. and Saitta, L. (1995) *Support-Vector Networks Editor*, *Machine Leaming*. Kluwer Academic Publishers.

Dandil, E. *et al.* (2014) 'Artificial neural network-based classification system for lung nodules

on computed tomography scans', *6th International Conference on Soft Computing and Pattern Recognition, SoCPaR 2014*, pp. 382–386. doi: 10.1109/SOCPAR.2014.7008037.

Dimitris Katsios (2020) *CNN ARCHITECTURES: SHUFFLENET – MLT*, *https://machinelearningtokyo.com/*. Available at: https://machinelearningtokyo.com/2020/04/27/cnn-architectures-shufflenet/ (Accessed: 23 June 2022).

Er, O., Yumusak, N. and Temurtas, F. (2010) 'Chest diseases diagnosis using artificial neural networks', *Expert Systems with Applications*, 37(12), pp. 7648–7655. doi: 10.1016/j.eswa.2010.04.078.

Fang, Y. *et al.* (2020) 'Sensitivity of chest CT for COVID-19: Comparison to RT-PCR', *Radiology*. Radiological Society of North America Inc., pp. E115–E117. doi: 10.1148/radiol.2020200432.

Farahani, F. V., Ahmadi, A. and Zarandi, M. H. F. (2015) 'Lung nodule diagnosis from CT images based on ensemble learning', *2015 IEEE Conference on Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology, CIBCB 2015*. doi: 10.1109/CIBCB.2015.7300281.

Fidancı, İ. and Atmış, E. Ö. (2020) 'Recommendation for after the oro-nasopharyngeal swab process taken for COVID-19 PCR sampling', *The Journal of Turkish Family Physician*, 11(4), pp. 209–212. doi: 10.15511/tjtfp.20.00409.

Frazier, P. I. (2018) 'A Tutorial on Bayesian Optimization', (Section 5), pp. 1–22. Available at: http://arxiv.org/abs/1807.02811.

Galar, M. *et al.* (2011) 'An overview of ensemble methods for binary classifiers in multi-class problems: Experimental study on one-vs-one and one-vs-all schemes', *Pattern Recognition*, 44(8), pp. 1761–1776. doi: 10.1016/j.patcog.2011.01.017.

Gang, L. *et al.* (2021) 'Recognition of honeycomb lung in CT images based on improved MobileNet model', *Medical Physics*, 48(8), pp. 4304–4315. doi: 10.1002/mp.14873.

Gardner, M. W. and Dorling, S. R. (1998) 'Artificial neural networks (the multilayer perceptron) - a review of applications in the atmospheric sciences', *Atmospheric Environment*, 32(14–15), pp. 2627–2636. doi: 10.1016/S1352-2310(97)00447-0.

Garten, R. J. *et al.* (2009) 'Antigenic and genetic characteristics of swine-origin 2009 A(H1N1) influenza viruses circulating in humans', *Science*, 325(5937), pp. 197–201. doi: 10.1126/science.1176225.

Gavrilova, N. S. and Gavrilov, L. A. (2020) 'Patterns of mortality during pandemic: An example of Spanish flu pandemic of 1918', *Population and Economics*, pp. 56–64. doi: 10.3897/popecon.4.e53492.

Gayaf, M. *et al.* (2021) 'Clinical Characteristics and Transmission Routes of COVID-19 in the Early Period of the Pandemic in a Non-Covid Ward of Chest Diseases Hospital', *Journal of İzmir Chest Hospital*, 35(3), pp. 140–148. doi: 10.5222/igh.2021.24633.

Gheyas, I. A. and Smith, L. S. (2010) 'Feature subset selection in large dimensionality domains', *Pattern Recognition*, 43(1), pp. 5–13. doi: 10.1016/j.patcog.2009.06.009.

Giger, M. L., Chan, H. P. and Boone, J. (2008) 'Anniversary paper: History and status of CAD

and quantitative image analysis: The role of Medical Physics and AAPM', *Medical Physics*, 35(12), pp. 5799–5820. doi: 10.1118/1.3013555.

Ginsburg, A. S. and Klugman, K. P. (2020) 'COVID-19 pneumonia and the appropriate use of antibiotics', *The Lancet Global Health*. Elsevier Ltd, pp. e1453–e1454. doi: 10.1016/S2214-109X(20)30444-7.

Gomes, R., Rozario, P. and Adhikari, N. (2021) 'Deep Learning optimization in remote sensing image segmentation using dilated convolutions and ShuffleNet', *IEEE International Conference on Electro Information Technology*, 2021-May, pp. 244–249. doi: 10.1109/EIT51626.2021.9491910.

Gressling, T. (2020) *84 Automated machine learning*, *Data Science in Chemistry*. doi: 10.1515/9783110629453-084.

Gunasundari, S. and Baskar, S. (2009) 'Application of artificial neural network in identification of lung diseases', *2009 World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, NABIC 2009 - Proceedings*, pp. 1441–1444. doi: 10.1109/NABIC.2009.5393702.

Gutte, H. *et al.* (2007) 'Automated interpretation of PET/CT images in patients with lung cancer', *Nuclear Medicine Communications*, 28(2), pp. 79–84. doi: 10.1097/MNM.0b013e328013eace.

Hansell, D. M. *et al.* (2008) 'Fleischner Society: Glossary of terms for thoracic imaging', *Radiology*, pp. 697–722. doi: 10.1148/radiol.2462070712.

Hatch, A. C. *et al.* (2014) 'Continuous flow real-time PCR device using multi-channel fluorescence excitation and detection', *Lab on a Chip*, 14(3), pp. 562–568. doi: 10.1039/c3lc51236c.

Heckerling, P. S. *et al.* (2003) 'Prediction of community-acquired pneumonia using artificial neural networks', *Medical Decision Making*, 23(2), pp. 112–121. doi: 10.1177/0272989X03251247.

Heidari, A. A. *et al.* (2019) 'An efficient hybrid multilayer perceptron neural network with grasshopper optimization', *Soft Computing*, pp. 7941–7958. doi: 10.1007/s00500-018-3424-2.

Huang, K. *et al.* (2019) *Deep Learning: Fundamentals, Theory and Applications*, *Springer*. Available at: http://www.springer.com/series/15648.

Ibrahim, A. U. *et al.* (2021) 'Pneumonia Classification Using Deep Learning from Chest X-ray Images During COVID-19', *Cognitive Computation*. doi: 10.1007/s12559-020-09787-5.

Jaimes, M. B. *et al.* (2003) 'Risk factors for severe acute lower respiratory tract infection in Bogota, 2001', *Biomédica : revista del Instituto Nacional de Salud*, 23(3), pp. 283–292. doi: 10.7705/biomedica.v23i3.1222.

Jain, G. *et al.* (2020) 'A deep learning approach to detect Covid-19 coronavirus with X-Ray images', *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 40(4), pp. 1391–1405. doi: 10.1016/j.bbe.2020.08.008.

Jia Deng *et al.* (2009) 'ImageNet: A large-scale hierarchical image database', pp. 248–255. doi: 10.1109/cvprw.2009.5206848.

Karahacıoğlu, D. *et al.* (2022) 'COVID-19 Pneumonia: Variation of Chest Computed

Tomographic Findings at Different Phases of Disease', *European Archives of Medical Research*, 38(1), pp. 61–66. doi: 10.4274/eamr.galenos.2022.27676.

Kazemi, M. A. *et al.* (2020) 'Prognostic factors of initial chest ct findings for icu admission and mortality in patients with covid-19 pneumonia', *Iranian Journal of Radiology*, 17(4), pp. 1–10. doi: 10.5812/iranjradiol.106879.

Khan, A. I., Shah, J. L. and Bhat, M. M. (2020) 'CoroNet: A deep neural network for detection and diagnosis of COVID-19 from chest x-ray images', *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 196. doi: 10.1016/j.cmpb.2020.105581.

Kingma, D. P. and Ba, J. L. (2015) 'Adam: A Method for stochastic optimization', *ICLR 2015*, pp. 1–15.

Kıral, nesrin (2021) 'The effect of frequency of comorbidity on the severity and prognosis of hospitalized patients with SARS-Cov-2 infection.', *Southern Clinics of Istanbul Eurasia*, 32(March 2020), pp. 245–252. doi: 10.14744/scie.2021.35467.

Krishnaswamy Rangarajan, A. and Ramachandran, H. K. (2022) 'A fused lightweight CNN model for the diagnosis of COVID-19 using CT scan images', *Automatika*, 63(1), pp. 171–184. doi: 10.1080/00051144.2021.2014037.

Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G. E. (2017) 'ImageNet classification with deep convolutional neural networks', *Communications of the ACM*, 60(6), pp. 84–90. doi: 10.1145/3065386.

Kurbiel, T. and Khaleghian, S. (2017) 'Training of Deep Neural Networks based on Distance Measures using RMSProp', pp. 1–6. Available at: http://arxiv.org/abs/1708.01911.

Labadie, T. *et al.* (2020) 'Historical Discoveries on Viruses in the Environment and Their Impact on Public Health', *Intervirology*, 63(1–6), pp. 17–32. doi: 10.1159/000511575.

LeCun, Y. *et al.* (1998) 'Gradient-based learning applied to document recognition', *Proceedings of the IEEE*, 86(11), pp. 2278–2323. doi: 10.1109/5.726791.

Lei, Y. *et al.* (2020) 'COVID-19 Infection: Early Lessons', *Canadian Association of Radiologists Journal*. SAGE Publications Inc., pp. 251–252. doi: 10.1177/0846537120914428.

Li, K. *et al.* (2020) 'The Clinical and Chest CT Features Associated with Severe and Critical COVID-19 Pneumonia', *Investigative Radiology*, 55(6), pp. 327–331. doi: 10.1097/RLI.0000000000000672.

Li, L. *et al.* (2020) 'Using Artificial Intelligence to Detect COVID-19 and Community-acquired Pneumonia Based on Pulmonary CT: Evaluation of the Diagnostic Accuracy', *Radiology*, 296(2), pp. E65–E71. doi: 10.1148/radiol.2020200905.

Liu, W. *et al.* (2016) 'Large-Margin Softmax Loss for Convolutional Neural Networks'. Available at: http://arxiv.org/abs/1612.02295.

Lo, S. B. and Mun, S. K. (1993) 'Computer-Assisted Diagnosis of Lung Nodule Detection using Artificial COMPUTER-ASSISTED DIAGNOSIS OF LUNG NODULE DETECTION USING', *Image Processingmage Processing*, (February).

López, V. *et al.* (2012) 'Analysis of preprocessing vs. cost-sensitive learning for imbalanced classification. Open problems on intrinsic data characteristics', *Expert Systems with*

Applications, 39(7), pp. 6585–6608. doi: 10.1016/j.eswa.2011.12.043.

Malkomes, G. and Garnett, R. (2018) 'Automating Bayesian optimization with Bayesian optimization', *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2018-Decem(NeurIPS), pp. 5984–5994.

Mirjalili, S. (2016) 'SCA: A Sine Cosine Algorithm for solving optimization problems', *Knowledge-Based Systems*, 96, pp. 120–133. doi: 10.1016/j.knosys.2015.12.022.

Nguyen-Thien, T. and Tran-Cong, T. (1999) 'Approximation of functions and their derivatives: A neural network implementation with applications', *Applied Mathematical Modelling*, 23(9), pp. 687–704. doi: 10.1016/S0307-904X(99)00006-2.

Nguyen, K. *et al.* (2017) 'Iris Recognition with Off-the-Shelf CNN Features: A Deep Learning Perspective', *IEEE Access*, 6, pp. 18848–18855. doi: 10.1109/ACCESS.2017.2784352.

Nour, M., Cömert, Z. and Polat, K. (2020) 'A Novel Medical Diagnosis model for COVID-19 infection detection based on Deep Features and Bayesian Optimization', *Applied Soft Computing*, 97, p. 106580. doi: 10.1016/j.asoc.2020.106580.

Özdemir, öner (2021) 'Pathogenesis of Imaging in COVID-19 (narrative review)', *Southern Clinics of Istanbul Eurasia*, 33(1), pp. 92–97. doi: 10.14744/scie.2021.97658.

Ozer, K. B. (2020) 'The Effect of Radiological and Laboratory Parameters on Prognosis in COVID 19 Disease', *Southern Clinics of Istanbul Eurasia*, 31(3), pp. 203–207. doi: 10.14744/scie.2020.87609.

Panigrahi, S., Nanda, A. and Swarnkar, T. (2021) 'A Survey on Transfer Learning', *Smart Innovation, Systems and Technologies*, 194(10), pp. 781–789. doi: 10.1007/978-981-15-5971-6_83.

Panwar, H. *et al.* (2020) 'Application of deep learning for fast detection of COVID-19 in X-Rays using nCOVnet', *Chaos, Solitons and Fractals*, 138, p. 109944. doi: 10.1016/j.chaos.2020.109944.

Pekçevik, Y. and Belet, Ü. (2020) 'Patient Management in the Radiology Department, the Role of Chest Imaging During the SARS-CoV-2 Pandemic and Chest CT Findings Related to COVID-19 Pneumonia', *The journal of Tepecik Education and Research Hospital*, 30, pp. 195–212. doi: 10.5222/terh.2020.13549.

Petrosillo, N. *et al.* (2020) 'COVID-19, SARS and MERS: are they closely related?', *Clinical Microbiology and Infection*, 26(6), pp. 729–734. doi: 10.1016/j.cmi.2020.03.026.

Pushko, P. *et al.* (2011) 'Influenza virus-like particle can accommodate multiple subtypes of hemagglutinin and protect from multiple influenza types and subtypes', *Vaccine*, 29(35), pp. 5911–5918. doi: 10.1016/j.vaccine.2011.06.068.

Rewar, S., Mirdha, D. and Rewar, P. (2015) 'Treatment and Prevention of Pandemic H1N1 Influenza', *Annals of Global Health*, 81(5), pp. 645–653. doi: 10.1016/j.aogh.2015.08.014.

Romano, M. *et al.* (2020) 'A Structural View of SARS-CoV-2 RNA Replication Machinery: RNA Synthesis, Proofreading and Final Capping', *Cells*, 9(5). doi: 10.3390/cells9051267.

Rosenblattt, F. (2019) 'Simulation experiments', *Routledge Library Editions: Econometrics*,

pp. 415–451. doi: 10.4324/9781315717791-15.

Santos, I. *et al. (2020) '* Antivirals Against Coronaviruses: Candidate Drugs for SARS-CoV-2 Treatment?', *Frontiers in Microbiology,* 11. doi:10.3389/fmicb.2020.01818

Sayed, G. I., Tharwat, A. and Hassanien, A. E. (2019) 'Chaotic dragonfly algorithm: an improved metaheuristic algorithm for feature selection', *Applied Intelligence*, 49(1), pp. 188–205. doi: 10.1007/s10489-018-1261-8.

Selvaraju, R. R. *et al.* (2017) 'Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization', *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2017-Octob, pp. 618–626. doi: 10.1109/ICCV.2017.74.

Sen, S. *et al.* (2021) 'A bi-stage feature selection approach for COVID-19 prediction using chest CT images', *Applied Intelligence*, 51(12), pp. 8985–9000. doi: 10.1007/s10489-021-02292-8.

Seyyarer, E. *et al.* (2020) 'Derin Öğrenmede Kullanilan Optimizasyon Algoritmalarinin Uygulanmasi Ve Kiyaslanmasi APPLICATIONS AND COMPARISON OF OPTIMIZATION ALGORITHMS USED IN DEEP', (2), pp. 90–98.

Sharma, Siddharth, Sharma, Simone and Anidhya, A. (2020) 'Understanding Activation Functions in Neural Networks', *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, 4(12), pp. 310–316.

Shen, C. and Zhang, K. (2021) 'Two-stage improved Grey Wolf optimization algorithm for feature selection on high-dimensional classification', *Complex & Intelligent Systems*, (0123456789). doi: 10.1007/s40747-021-00452-4.

Shi, S. *et al.* (2017) 'Benchmarking state-of-the-art deep learning software tools', *Proceedings - 2016 7th International Conference on Cloud Computing and Big Data, CCBD 2016*, pp. 99–104. doi: 10.1109/CCBD.2016.029.

Sibi, P., Allwyn Jones, S. and Siddarth, P. (2013) 'Analysis of different activation functions using back propagation neural networks', *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 47(3), pp. 1344–1348.

Singh, M. *et al.* (2021) 'Transfer learning–based ensemble support vector machine model for automated COVID-19 detection using lung computerized tomography scan data', *Medical and Biological Engineering and Computing*, 59(4), pp. 825–839. doi: 10.1007/s11517-020-02299-2.

Somer, A., Salman, N. and Kaygusuz, A. (1999) 'Çocuklarda Pnömokok Menenjiti ':, *Türk Klinik Mikrobiyoloji ve İnfeksiyon Hastalıkları*, 4(2), pp. 107–113.

Somol, P. *et al.* (2005) 'Filter- versus wrapper-based feature selection for credit scoring', *International Journal of Intelligent Systems*, 20(10), pp. 985–999. doi: 10.1002/int.20103.

Song, Y. *et al.* (2021) 'Deep learning Enables Accurate Diagnosis of Novel Coronavirus (COVID-19) with CT images', *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*. doi: 10.1109/TCBB.2021.3065361.

Spruston, N. (2008) 'Pyramidal neurons: Dendritic structure and synaptic integration', *Nature Reviews Neuroscience*, 9(3), pp. 206–221. doi: 10.1038/nrn2286.

Taghian, S. and Nadimi-Shahraki, M. H. (2019) 'Binary Sine Cosine Algorithms for Feature

Selection from Medical Data', *Advanced Computing: An International Journal*, 10(5), pp. 1–10. doi: 10.5121/acij.2019.10501.

Taramasso, L. *et al.* (2021) 'Duration of isolation and precautions in immunocompromised patients with COVID-19', *Journal of Hospital Infection*, pp. 202–204. doi: 10.1016/j.jhin.2021.02.014.

Tekcan Sanli, D. E. *et al.* (2021a) 'Predictive value of CT imaging findings in COVID-19 pneumonia at the time of first-screen regarding the need for hospitalization or intensive care unit', *Diagnostic and Interventional Radiology*, 27(5), pp. 599–606. doi: 10.5152/dir.2020.20421.

Tekcan Sanli, D. E. *et al.* (2021b) 'Predictive value of CT imaging findings in COVID-19 pneumonia at the time of first-screen regarding the need for hospitalization or intensive care unit', *Diagnostic and interventional radiology (Ankara, Turkey)*, 27(5), pp. 599–606. doi: 10.5152/dir.2020.20421.

Thakkar, V., Tewary, S. and Chakraborty, C. (2018) 'Batch Normalization in Convolutional Neural Networks - A comparative study with CIFAR-10 data', *Proceedings of 5th International Conference on Emerging Applications of Information Technology, EAIT 2018*, pp. 8–12. doi: 10.1109/EAIT.2018.8470438.

Toğaçar, M. *et al.* (2022) 'Detection of COVID-19 findings by the local interpretable model-agnostic explanations method of types-based activations extracted from CNNs', *Biomedical Signal Processing and Control*, 71. doi: 10.1016/j.bspc.2021.103128.

Toğaçar, M., Ergen, B. and Cömert, Z. (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*, 121. doi: 10.1016/j.compbiomed.2020.103805.

Togay, A. and Yılmaz, N. (2020) 'Laboratory Diagnosis of SARS-CoV-2', *The journal of Tepecik Education and Research Hospital*, 30, pp. 70–75. doi: 10.5222/terh.2020.13007.

Türken, M. and Köse, Ş. (2020) 'COVID-19 Transmission and Prevention', *The journal of Tepecik Education and Research Hospital*, 30, pp. 36–42. doi: 10.5222/terh.2020.02693.

Ucar, F. and Korkmaz, D. (2020) 'COVIDiagnosis-Net: Deep Bayes-SqueezeNet based diagnosis of the coronavirus disease 2019 (COVID-19) from X-ray images', *Medical Hypotheses*, 140(April), p. 109761. doi: 10.1016/j.mehy.2020.109761.

Viboud, C. *et al.* (2015) 'Global mortality impact of the 1957-1959 influenza pandemic', *Journal of Infectious Diseases*, 212(11), pp. 738–745. doi: 10.1093/infdis/jiv534.

Visseaux, B. *et al.* (2017) 'Prevalence of respiratory viruses among adults, by season, age, respiratory tract region and type of medical unit in Paris, France, from 2011 to 2016', *PLoS ONE*. doi: 10.1371/journal.pone.0180888.

Vural, C. and Akbacak, E. (2020) 'Deep multi query image retrieval', *Signal Processing: Image Communication*, 88(June), p. 115970. doi: 10.1016/j.image.2020.115970.

Witold Pedrycz, S.-M. C. *et al.* (2019) *Deep Learning: Concepts And Architectures | Witold Pedrycz, Shyi-Ming Chen | download*, *Springer*. doi: 10.1007/978-3-319-73004-2.

Woodhead, M. *et al.* (2011) 'Guidelines for the management of adult lower respiratory tract

infections - Full version', *Clinical Microbiology and Infection*, 17, pp. E1–E59. doi: 10.1111/j.1469-0691.2011.03672.x.

World Health Organization (2020) *WHO Coronavirus (COVID-19) Dashboard | WHO Coronavirus (COVID-19) Dashboard With Vaccination Data, WHO Coronavirus (COVID-19) Dashboard*. Available at: https://covid19.who.int/ (Accessed: 3 November 2021).

Wu, Yongjun *et al.* (2010) 'Application of artificial neural networks in the diagnosis of lung cancer by computed tomography', *Proceedings - 2010 6th International Conference on Natural Computation, ICNC 2010*, 1(30972457), pp. 147–153. doi: 10.1109/ICNC.2010.5583316.

Yang, X. *et al.* (2020) 'COVID-CT-Dataset: A CT Scan Dataset about COVID-19'. Available at: http://arxiv.org/abs/2003.13865.

Zhang, Z. *et al.* (2021) 'Insight into the practical performance of RT-PCR testing for SARS-CoV-2 using serological data: a cohort study', *The Lancet Microbe*, 2(2), pp. e79–e87. doi: 10.1016/S2666-5247(20)30200-7.

Zhou, T. *et al.* (2021) 'The ensemble deep learning model for novel COVID-19 on CT images', *Applied Soft Computing*, 98. doi: 10.1016/j.asoc.2020.106885.

İNTİHAL RAPORU İLK SAYFASI

Nedim_Muzoglu

ORİJİNALLİK RAPORU

%7	%6	%1	%2
BENZERLİK ENDEKSİ	İNTERNET KAYNAKLARI	YAYINLAR	ÖĞRENCİ ÖDEVLERİ

BİRİNCİL KAYNAKLAR

1	dergipark.org.tr İnternet Kaynağı	%2
2	Submitted to The Scientific & Technological Research Council of Turkey (TUBITAK) Öğrenci Ödevi	%1
3	acikbilim.yok.gov.tr İnternet Kaynağı	<%1
4	Submitted to Associatie K.U.Leuven Öğrenci Ödevi	<%1
5	openaccess.iste.edu.tr İnternet Kaynağı	<%1
6	lutfikirdareah.saglik.gov.tr İnternet Kaynağı	<%1
7	Submitted to Konya Necmettin Erbakan University Öğrenci Ödevi	<%1
8	www.ncbi.nlm.nih.gov İnternet Kaynağı	<%1
9	Submitted to Marmara University	

Arş.Gör.Dr. Yeşim Hekim TANÇ
İUC Elektrik-Elektronik Müh.Bölümü

Yetkili İmza

KURUM İZNİ YAZILARI

Uyarı: Canlı ve cansız deneklerle yapılan tüm çalışmalar için kurum izin belgelerinin eklenmesi zorunludur. Gizlilik ve mahremiyet içeren durumlarda kurum adı kapatılmalıdır.

☒ **Kurum izni gerekmektedir.**

☐ **Kurum izni gerekmemektedir.**

Nedim MUZOĞLU

T.C. SAĞLIK BAKANLIĞI HAMİDİYE ETFAL EĞİTİM VE ARAŞTIRMA HASTANESİ - T.C. SAĞLIK BAKANLIĞI HAMİDİYE ETFAL EĞİTİM VE ARAŞTIRMA HASTANESİ
01/07/2022 10:19 - E-79341859 - 774.01.02 - 14459
00168710589

T.C.
İSTANBUL VALİLİĞİ
İL SAĞLIK MÜDÜRLÜĞÜ
Şişli Hamidiye Etfal Eğitim ve Araştırma Hastanesi

Sayı : E-79341859-774.01.02
Konu : Nedim MUZOĞLU - 'Covid-19 ile Diğer Pnemoni Türlerinin BT Görüntülerinin Sınıflandırılmasında Derin Öğrenme Yapılarının Kullanılması'

Sayın Nedim MUZOĞLU
(İstanbul 4 Nolu Kamu Hastaneleri Hizmetleri Başkanlığı - Biyomedikal Mühendislik Birimi)

İlgi : 29/06/2022 tarihli 13485 sayılı dilekçeniz.

İlgi sayılı dilekçeniz değerlendirilmiş olup, 'Covid-19 ile Diğer Pnemoni Türlerinin BT Görüntülerinin Sınıflandırılmasında Derin Öğrenme Yapılarının Kullanılması' isimli çalışmanın Prof.Dr. Ahmet Mesrur HALEFOĞLU idaresinde tarafınızca tamamlanması hususu başhekimliğimizce uygun görülmüştür.

Bilgilerinize rica ederim.

Uz. Dr. Saniye ÜKE UZUN
Başhekim V.