

## Evrişimli Sinir Ağları ve YOLO Mimari Tasarımlarını Kullanarak Gerçek Zamanlı Maske Tespiti, Sosyal Mesafe ve Kalabalık Analizi

<sup>\*1</sup>Cağlar Gurkan, <sup>2</sup>Sude Kozalioglu ve <sup>3,4</sup>Merih Palandoken

<sup>\*1</sup>Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, İzmir Katip Çelebi Üniversitesi, Türkiye  
<sup>2</sup>Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, Türkiye

<sup>3</sup>Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, İzmir Katip Çelebi Üniversitesi, Türkiye

<sup>4</sup>Yapay Zeka ve Veri Bilimi Araştırma Merkezi, İzmir Katip Çelebi Üniversitesi, Türkiye

### Özet

Bu çalışmanın amacı koronavirüsün yayılım hızını düşürmede önemli bir etkisi olan maske takma, sosyal mesafe ve kalabalık analizinin yapılmasıdır. Bu analiz için çalışmada derin öğrenme tabanlı yöntemler olan Evrişimli Sinir Ağları (ESA) ve YOLO mimari tasarımları kullanılmıştır. Maske tespitinin yapılması için yeni bir veri seti oluşturulmuştur. Oluşturulan veri seti 'maskeli' ve 'maskesiz' sınıflandırma işleminin yapılması için AlexNet, DenseNet, MobileNet, ResNet, ShuffleNet, SqueezeNet, VGG, Xception ve ZFNet gibi ESA mimari tasarımları ile kullanılmıştır. En iyi sınıflandırma performansını %96.86 doğruluk oranı ve %91.81 F1-skoru değeri ile DenseNet-121 mimari tasarımı elde etmiştir. Sosyal mesafe ve kalabalık analizi için çalışmada YOLOv3 algoritması ve COCO veri seti kullanılmıştır. Daha sonra maske sınıflandırması görevinde elde edilen ağırlık dosyası, Haar Cascade yüz sınıflandırıcı algoritması ile birlikte kullanılarak, sosyal mesafe ve kalabalık analizini sağlayan algoritmaya dahil edilmiştir. Sonuç olarak ise hem maske tespitini sağlayan hem de sosyal mesafe ve kişi sayısını hesaplayan tümeleşik bir yazılım oluşturulmuştur.

**Anahtar Kelimeler:** Derin öğrenme, evrişimli sinir ağları, maske tespiti, sosyal mesafe, kalabalık analizi

## Real Time Mask Detection, Social Distance and Crowd Analysis using Convolutional Neural Networks and YOLO Architecture Designs

### Abstract

The aim of this study is to analyze the wearing masks, social distance, and crowd, which have a vital effect on reducing the rate of coronavirus spread. For this analysis, Convolutional Neural Networks (CNNs) and YOLO architecture designs, which are deep learning-based methods, have been used in the study. A novel dataset has been created for mask detection. The created dataset has been used with CNN architecture designs including AlexNet, DenseNet, MobileNet, ResNet, ShuffleNet, SqueezeNet, VGG, Xception, and ZFNet to have been conducted 'Mask' and 'No Mask' classification. DenseNet-121 architecture design has achieved the best classification performance with an accuracy rate of 96.86% and an F1-score of 91.81%. YOLOv3 algorithm and COCO dataset have been used for the social distance

\*Sorumlu Yazar: Cağlar Gurkan Adres: Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, İzmir Katip Çelebi Üniversitesi, 35620, İzmir, TÜRKİYE. E-mail adresi: caglar.gurkan@outlook.com, Telefon Numarası: +905379770342

and crowd analysis in the study. Subsequently, the obtained weight file in the mask classification task has been combined into the algorithm providing social distance and crowd analysis in conjunction with the Haar Cascade face classifier algorithm. As a result, an integrated software providing mask detection, calculating the social distance and number of people has been created.

**Key words:** Deep learning, convolutional neural networks, mask detection, social distancing, crowd analysis

## 1. Giriş

Dünya Sağlık Örgütü (DSÖ), günlük yaşantıda ve tıbbi bakımda kişisel koruyucu ekipmanların (KKD) kullanmasını önermiştir [1]. Virüsün bulaş oranının azaltılması için belirlenen zorunlu önlemler arasında; maske takılması [2, 3], halka açık yerlerde sosyal mesafe kurallarına uyulması [4] ve özellikle ellerin dezenfektanlarla veya su yardımıyla temizliğinin sağlanması bulunmaktadır [3]. Bu bağlamda devletler, özel kurumlar ve kuruluşlar, kafe vb. yerler yaklaşık 150 cm ile sosyal mesafe kurallarına uyulmasını ve maske takılmasını zorunlu kılmıştır. Buna ek olarak, kapalı ortamlardaki insan yoğunluğunun fazla olması, virüsün yayılım hızını arttığı için kapalı ortamlarda belirli bir oranın altındaki sayıda insan bulunması ve takibinin sağlanması zorunluluk haline getirilmiştir. Sonuç olarak insanların maske takıp takmadığının kontrolü, sosyal mesafe kurallarına uyulma durumu ve kapalı ortamlarda içeride kaç kişinin olduğunun hesaplanması önemli bir araştırma konusu haline gelmiştir.

Bu çalışmada, insanların maske takıp takmadığının tespiti, ortamdaki kişilerin sosyal mesafe kurallarına uyma durumlarının analizi ve ortamda kaç kişi olduğunun hesaplanabilmesi için bir algoritma önerilmiştir. Maske takılıp takılmadığının tespiti için; maskeli ve maskesiz olmak üzere iki etikette toplam 2400 görsel bulunan bir veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setinin kullanımı ile AlexNet, DenseNet-121, MobileNetV1, ResNet-50, ShuffleNet, SqueezeNet, VGG-16, Xception ve ZFNet olmak üzere 9 farklı temel mimari tasarım ve bu mimari tasarımların katman sayısı artırılmış halleri DenseNet-169, DenseNet-201, DenseNet-264, ResNet-101, ResNet-152 ve VGG-19 olmak üzere 6 varyasyonu ile toplam 15 ESA modeli oluşturulmuştur. En iyi sınıflandırma performansını %96.86 doğruluk oranı ve %91.81 F1-skoru değeri ile DenseNet-121 mimari tasarımı elde etmiştir. Sonrasında DenseNet-121 mimari tasarımına ait ağırlık dosyası haar cascade yüz sınıflandırıcı algoritması ile birlikte kullanılarak gerçek zamanlı olarak kamera görüntüsündeki insanların maskeli veya maskesiz olma durumları tespit edilmiştir. Sosyal mesafe takibi için ise, COCO veri seti ve YOLO v3 algoritması kullanılırken bu sistem OpenCV kütüphanesi ile desteklenmiştir. Son olarak ise maske tespiti ve sosyal mesafe takibi algoritmaları birleştirilerek tümleşik bir yazılım oluşturulmuştur. Böylelikle bu tümleşik yazılım ile hem maske tespiti yapılmaktadır hem de sosyal mesafe ve ortamdaki kişi sayısı hesaplanmaktadır.

Çalışmanın geri kalan kısmı ise şu şekilde düzenlenmiştir; 2. bölümde benzer çalışmalardan söz edilmiştir, 3. bölümde kullanılan veri setinin özellikleri belirtildikten sonra çalışmada kullanılan yöntem, yazılım ve donanım bilgileri aktarılmıştır, 4. Bölümde kullanılan yöntemler ile elde edilen

sonuçlar gösterilmiş, analiz edilmiş, yorumlanmış ve karşılaştırılmıştır, 5. bölümde ise çalışma ile ilgili son bilgiler aktarılmıştır.

## 2. İlgili Çalışmalar

Bu bölümde, ilgili alandaki benzer önceki çalışmalardan bazıları aktarılmaktadır.

Ejaz vd. insanları maskeli ve maskesiz olarak sınıflandırmak amacı ile makine öğrenmesi tabanlı bir algoritma olan temel bileşenler analizi (TBA) yöntemini uygulamışlardır [5]. Loey vd. maskeli ve maskesiz insanları sınıflandırmak amacı ile hibrit bir model önermişlerdir. Bu modelde özellik çıkarımı için ResNet-50 mimari tasarımı kullanılırken sınıflandırma işlemi için destek vektör makineleri, karar ağaçları ve topluluk öğrenimi gibi makine öğrenmesi tabanlı algoritmaları kullanmışlardır [6]. Militante ve Dionisio maskeli ve maskesiz olmak üzere iki sınıfta toplam 25.000 görüntü ile VGG-16 mimari tasarımını kullanmışlardır [7]. Ahmed vd. sosyal mesafe analizi yapabilmek için YOLO v3 algoritmasını kullanmışlardır [8]. Punn vd. sosyal mesafe analizi için üç farklı yöntem denemişlerdir. Bu yöntemler Faster RCNN, Single Shot Detector (SSD) ve YOLO v3 şeklindedir. Karşılaştırmalı analizde en iyi sonucu YOLO v3 ile elde ettiklerini göstermişlerdir [9]. Hou vd. sosyal mesafe analizi için YOLO v3 algoritmasını ve COCO veri setini kullanmışlardır. Ek olarak OpenCV kütüphanesini kullanarak kamera kalibrasyonunu sağlamayı hedeflemişlerdir [10].

## 3. Yöntem

Çalışmada kullanılan yöntem bu bölümde sunulmuş olup maske tespiti için izlenen yöntem ve sosyal mesafe analizi için izlenen yöntem şeklinde 2 ana alt başlık ile sistematize edilmiştir.

### 3.1. Maske tespiti için izlenen yöntem

Maske tespiti için izlenen yöntem 5 alt başlıktan oluşmaktadır ve bu bölümde sunulmuştur.

#### 3.1.1. Veri seti ve veri ön işleme

Maske tespiti için oluşturulan veri seti maskeli ve maskesiz olmak üzere iki etikette toplam 2400 görsel içermektedir. Maskeli ve maskesiz etiketlerinde sırasıyla 1000 ve 1400 görsel bulunmaktadır. Maskeli ve maskesiz etiketlerine ait eğitim verisi boyutu sırası ile 850 ve 1200'dür. Eğitim verisinin %10'unu doğrulama için kullanılmıştır. Test verisi boyutu ise maskeli ve maskesiz etiketleri için sırası ile 150 ve 200'dür. Veri seti ön işleme basamağında ise, veri setindeki tüm görsellerin boyutu 224x224 piksel olarak yeniden boyutlandırılmıştır.

### **3.1.2. Kullanılan ESA mimari tasarımları**

ESA mimari tasarımları; konvolüsyon katmanları, havuzlama katmanları, toplu normalleştirme katmanları, düzleştirme katmanı, seyreltme katmanları ve tam bağlantı katmanları olmak üzere birkaç katmandan oluşmaktadır. Konvolüsyon katmanları, filtreleri kullanarak görüntülerden bilgi almak için kullanılmaktadır. Bu katman, ESA'ların en önemli katmanıdır. Konvolüsyon katmanlarından sonra, oluşturulan ESA mimarisinin tasarımına bağlı olarak havuz katmanları kullanılabilir. Havuz katmanları, incelenen parametrelerin sayısını azaltır, hesaplamayı hızlandırır ve ilgili özelliklerin çoğunu bellekte tutarken aşırı öğrenmeyi önler. Maksimum ve ortalama havuzlama gibi çeşitli havuzlama katmanları kullanılabilir. Maksimum havuzlama katmanı, özellik haritasındaki maksimum değeri almaktadır. Ortalama havuzlama katmanı, özellik haritasındaki her filterinin elde ettiği değerlerin ortalamasını hesaplamaktadır. En çok kullanılan havuz katmanı türü daha iyi sonuçlar vermesi nedeni ile maksimum havuzlamadır. Toplu normalleştirme, eğitim sürecinde yakınsamayı azaltmak için kullanılan bir tekniktir. Seyreltme katmanı, oluşturulan ESA modelinin eğitilmesi esnasında aşırı öğrenmesini önlemek için kullanılmaktadır. Düzleştirme katmanı, tam bağlantı katmanından önceki son katmandır. Bu katman, konvolüsyon ve havuzlama katmanlarından elde edilen özellik matrisinin tek bir sütuna dönüştürülmesini sağlamaktadır. ESA'ların son bölümü, yoğun katmanlar olarak da adlandırılan tam bağlantı katmanlarıdır. Sinir ağı olan ve aktivasyon fonksiyonları kullanılan bu katmanda, önceki katmanlardan elde edilen özellikler sınıflandırma işlemi için kullanılmaktadır. Bu çalışmada literatürdeki iyi bilinen ESA mimari tasarımları olan AlexNet, DenseNet-121, DenseNet-169, DenseNet-201, DenseNet-264, MobileNetV1, ResNet-50, ResNet-101, ResNet-152, ShuffleNet, SqueezeNet, VGG-16, VGG-19, Xception ve ZFNet kullanılmıştır.

### **3.1.3. Evrişimli sinir ağları mimari tasarımlarının eğitimi**

ESA mimari tasarımlarının eğitiminde optimizasyon fonksiyonu olarak Adadelata, kayıp fonksiyonu olarak seyrek kategorik çapraz entropi kullanılmıştır. Başlangıç öğrenme oranı  $1e-1$  olarak kullanılırken minimum öğrenme oranı  $1e-5$  olana kadar her 3 epokta bir  $0.5$  öğrenme oranı azaltma faktörü ile öğrenme oranı azaltılmıştır. Ek olarak, ESA mimari tasarımlarının tamamı 32 küme boyutu ile 20 epok boyunca eğitilmiştir.

Çalışmada kullanılan ESA mimari tasarımları olan; AlexNet, DenseNet-121, DenseNet-169, DenseNet-201, DenseNet-264, MobileNetV1, ResNet-50, ResNet-101, ResNet-152, ShuffleNet, SqueezeNet, VGG-16, VGG-19, Xception ve ZFNet sırasıyla 8.534.658, 7.045.442, 12.653.506, 18.334.914, 31.064.002, 3.241.858, 23.591.810, 42.662.274, 58.375.042, 957.578, 736.450, 27.626.178, 32.935.874, 20.865.578 ve 8.513.922 adet parametre incelemektedir ve bu veriler Tablo 1'de gösterilmektedir. ESA mimari tasarımları keras kütüphanesi kullanılarak Python programlama dilinde Spyder entegre geliştirme ortamında oluşturulmuştur. Kullanılan donanım ise NVIDIA GTX 950M'dir.

**Tablo 1.** ESA mimari tasarımları ile incelenen eğitilebilir toplam parametre sayıları

ESA Mimari Tasarımı	İncelenen Toplam Parametre Sayısı
AlexNet	8.534.658
DenseNet-121	7.045.442
DenseNet-169	12.653.506
DenseNet-201	18.334.914
DenseNet-264	31.064.002
MobileNetV1	3.241.858
ResNet-50	23.591.810
ResNet-101	42.662.274
ResNet-152	58.375.042
ShuffleNet	957.578
SqueezeNet	736.450
VGG-16	27.626.178
VGG-19	32.935.874
Xception	20.865.578
ZFNet	8.513.922

### 3.1.4. Performans değerlendirme metrikleri

Doğru Pozitif (TP), Doğru Negatif (TN), Yanlış Pozitif (FP), Yanlış Negatif (FN) değerleri sırayla; doğru sınıflandırılan pozitif sınıf sayısını, doğru sınıflandırılan negatif sınıf sayısını, yanlış sınıflandırılmış pozitif sınıf sayısını ve yanlış sınıflandırılmış negatif sınıf sayısını ifade etmektedir.

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (1)$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$\text{F1-skor} = \frac{2 \times \text{Kesinlik} \times \text{Duyarlılık}}{\text{Kesinlik} + \text{Duyarlılık}} \quad (4)$$

Bu çalışmada kullanılan ESA mimari tasarımlarının performansları, doğruluk oranı ve F1-skoru metriklerine göre değerlendirilmiştir. Elde edilen doğruluk oranları ve F1-skoru değerleri bölüm 4'te gösterilmiş ve karşılaştırılmıştır.

### 3.1.5. Haar cascade sınıflandırıcısı ile yüz algılama algoritması

Haar cascade sınıflandırıcısı yüz algılama başta olmak üzere birçok nesne algılama sisteminde başarı ile kullanılmıştır. Yüz algılama algoritmalarının temel amacı bir resim veya videoda yüz

olup olmadığını algılamaktır [11,12]. Bu çalışmada öncelikle ESA mimari tasarımları ile maskeli ve maskesiz olmak üzere sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Sonrasında haar cascade yüz sınıflandırıcı algoritmasıyla resimler, videolar veya gerçek zamanlı görüntülerde yüz olup olmadığı tespit edilmiştir. Sonuç olarak maske tespiti için ciddi bir zaman gerektiren görüntü etiketleme işlemine gerek duyulmaksızın farklı giriş görüntüleri (resim, video veya gerçek zamanlı) kullanılarak her bir insana ait maskeli veya maskesiz bilgisi sınırlayıcı kutular aracılığı ile gösterilmiştir. Eğer giriş görüntüsündeki insan maskesiz ise sınırlayıcı kutu rengi kırmızı olarak kullanılırken maskeli ise herhangi bir sınırlayıcı kutu kullanılmamıştır.

### **3.2. Sosyal mesafe analizi için izlenen yöntem**

Sosyal mesafe analizi için izlenen yöntem 2 alt başlıktan oluşmaktadır ve bu bölümde sunulmuştur.

#### **3.2.1. Nesne tanıma ve takip**

Nesne tanıma işlemi için YOLO v3 algoritması ve COCO veri seti kullanılmıştır. YOLO v3, Darknet-53 mimari tasarımı tabanlı bir algoritmadır [13]. YOLO algoritmaları derin öğrenme tabanlı nesne tanıma çalışmalarında sıklıkla kullanılmaktadır. Bu algoritma gerçek zamanlı nesne tanıma uygulamalarında oldukça iyi performans göstermektedir. YOLO v3, belirli bir görüntüyü (görsel, video veya gerçek zamanlı görüntü) giriş olarak alabilen, eş zamanlı olarak sınırlayıcı kutu koordinatlarının (x, y, w, h) tanımlanabildiği yani konum bilgisinin elde edilebildiği ve sınıf etiketleri olasılıklarını öğrenebilen bir nesne tanıma algoritmasıdır. COCO veri seti ise insan etiketi de dahil olmak üzere 80 sınıftan oluşmaktadır [14]. Bu 80 sınıfta toplam 330 bin görsel bulunmaktadır. Sonuç olarak, bu çalışmada COCO veri seti ile önceden eğitilmiş YOLO algoritması kullanılmıştır.

#### **3.2.2. Nesneler arasındaki mesafenin ölçülmesi**

Öncelikle giriş görüntüleri (görsel, video veya gerçek zamanlı görüntü) OpenCV kütüphanesinin kullanımı ile algoritmaya dahil edilmiştir. Sonrasında giriş görüntüleri 2 boyutta 416x416 piksel olarak OpenCV kütüphanesi aracılığı ile yeniden boyutlandırılmıştır. Giriş görüntülerinde bulunan her bir insana ait sınırlayıcı kutu koordinatlar x, y, w, h sırası ile nesnenin x düzlemindeki başlangıç noktasını, y düzlemindeki başlangıç noktasını, w nesnenin x düzlemindeki kapladığı uzunluğu, h nesnenin y düzlemindeki kapladığı uzunluğu ifade etmektedir. Tanımlanan x, y, w, h değerleri kullanılarak sınırlayıcı kutu içerisine alınan insanlar arasındaki mesafe hesaplanmıştır. Örneğin, birinci insan için x değeri x1 ve y değeri y1 iken ikinci insan için x değeri x2 ve y değeri y2 olarak kabul edildiğinde bu iki kişi arasındaki mesafe aşağıda gösterilen denklem ile hesaplanmaktadır.

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (5)$$

Denklemden elde edilen  $d$  değeri 200'e eşit veya küçükken sınırlayıcı kutular kırmızı ile  $d$  değeri 200'den büyük iken sınırlayıcı kutular yeşil ile gösterilmiştir. Ek olarak, görüntüye dahil olan toplam insan sayısı da oluşturan algoritma ile hesaplanmaktadır.

#### 4. Deneysel Analiz ve Sonuçlar

Maske takılıp takılmadığının tespitinin yapılması amacı ile kullanılan ESA modelleri ile elde edilen doğruluk oranları ve F1-skoru değerleri Tablo 2'de gösterilmiştir.

**Tablo 2.** ESA mimari tasarımlarına ait performans değerlendirme metrikleri sonuçları

ESA Mimari Tasarımı	Doğruluk Oranı	F1-skoru
AlexNet	0.9686	0.9680
DenseNet-121	0.9686	0.9681
DenseNet-169	0.9600	0.9592
DenseNet-201	0.9571	0.9564
DenseNet-264	0.9523	0.9516
MobileNetV1	0.9286	0.9278
ResNet-50	0.9486	0.9476
ResNet-101	0.9314	0.9305
ResNet-152	0.9258	0.9248
ShuffleNet	0.9343	0.9337
SqueezeNet	0.8714	0.8708
VGG-16	0.9429	0.9422
VGG-19	0.9486	0.9480
Xception	0.9686	0.9679
ZFNet	0.9657	0.9651

AlexNet, DenseNet-121, DenseNet-169, DenseNet-201, DenseNet-264, MobileNetV1, ResNet-50, ResNet-101, ResNet-152, ShuffleNet, SqueezeNet, VGG-16, VGG-19, Xception ve ZFNet mimari tasarımlarıyla sırası ile 0.9686, 0.9686, 0.9600, 0.9571, 0.9523, 0.9286, 0.9486, 0.9314, 0.9258, 0.9343, 0.8714, 0.9429, 0.9486, 0.9686 ve 0.9657 doğruluk oranları elde edilmiştir. AlexNet, DenseNet-121, DenseNet-169, DenseNet-201, DenseNet-264, MobileNetV1, ResNet-50, ResNet-101, ResNet-152, ShuffleNet, SqueezeNet, VGG-16, VGG-19, Xception ve ZFNet mimari tasarımlarıyla sırası ile 0.9680, 0.9681, 0.9592, 0.9564, 0.9516, 0.9278, 0.9476, 0.9305, 0.9248, 0.9337, 0.8708, 0.9422, 0.9480, 0.9679 ve 0.9651 F1-skoru değerleri elde edilmiştir. Doğruluk oranları ile F1-skoru değerlerinin birbirleriyle tutarlı olduğu da elde edilen sonuçlar ile gözlemlenebilmektedir. En yüksek 5 doğruluk oranı 0.9686, 0.9686, 0.9686, 0.9657 ve 0.9600 değerleri ile sırasıyla AlexNet, DenseNet-121, Xception, ZFNet ve DenseNet-169 mimari tasarımlarıyla elde edilmiştir. En yüksek 5 F1-skoru 0.9681, 0.9680, 0.9679, 0.9651 ve 0.9592 değerleri ile sırasıyla DenseNet-121, AlexNet, Xception, ZFNet ve DenseNet-169 mimari tasarımlarıyla elde edilmiştir. Doğruluk oranı ile F1-skoru değerleri birlikte dikkate alındığında en iyi sınıflandırma performansı DenseNet-121 mimari tasarımı ile elde edilmiştir. İncelenen parametre sayısı en az olan 5 ESA mimari tasarımı SqueezeNet, ShuffleNet, MobileNetV1, DenseNet-121 ve ZFNet olup sırası ile 736.450, 957.578, 3.241.858, 7.045.442, 8.513.922 parametre incelemiştir. Bu mimari tasarımlar sırası ile 0.8714, 0.9343, 0.9286, 0.9686 ve 0.9657

doğruluk oranlarını ve 0.8708, 0.9337, 0.9278, 0.9681 ve 0.9651 F1-skoru değerlerini elde etmişlerdir. Sonuç olarak incelenen parametre sayısı, doğruluk oranı ve F1-skoru değerleri dikkate alındığında da en iyi sınıflandırma performansını DenseNet-121 elde etmiştir. Fakat incelenen parametre sayısı (953.578) diğer mimari tasarımlara göre oldukça düşük olmasına rağmen iyi bir sınıflandırma performansı (doğruluk oranı: 0.9343 ve F1-skoru: 0.9337) elde eden ShuffleNet'in de kullanılabilirliği yüksektir. DenseNet tabanlı mimari tasarımları için katman sayısı DenseNet-121, DenseNet-169, DenseNet-201, DenseNet-264 şeklinde arttıkça sınıflandırma performansı azalmaktadır. Aynı şekilde ResNet-50, ResNet-101, ResNet-152 için de katman sayısı arttıkça sınıflandırma performansı azalmaktadır. Aksine VGG-16 ve VGG-19 için katman sayısı arttıkça sınıflandırma performansı artmaktadır. Maske tespiti ile eş zamanlı olarak sosyal mesafe analizi yapılabilmesi amacı ile tüm ESA mimari tasarımlarına ait ağırlık dosyası (.h5 uzantılı olarak) oluşturulan modellerin eğitimi esnasında kayıt edilmiştir. Sonuç olarak ise, en iyi sınıflandırma performansını elde eden DenseNet-121 ESA mimari tasarımını ait ağırlık dosyası sosyal mesafe analiz algoritmasına dahil edilmiştir. Gerçek zamanlı olarak bilgisayarın dahili kamerası aracılığı ile elde edilen görüntülere ait maske tespiti, sosyal mesafe analizi ve ortamdaki kişi sayısı sonuçları Şekil 1'de gösterilmiştir.



Şekil 1. Maske tespiti, sosyal mesafe ve kalabalık analizi için oluşturulan tümlleşik yazılıma ait gerçek zamanlı olarak elde edilen sonuçlar

Sosyal mesafe analizi için önceden eğitilmiş YOLO v3 algoritması ve COCO veri seti kullanılmıştır. OpenCV kütüphanesi ve bilgisayarın dahili kamerası kullanılarak kapalı bir ortamda elde edilen gerçek zamanlı görüntüler, sosyal mesafe analizinin yapılabilmesi amacı ile giriş olarak kullanılmıştır. Ayrıca bu görüntülerin elde edilmesi esnasında kameranın açısı ve kameranın olası insan görüntüleri ile arasındaki ortalama mesafe deneysel süreçte sabit bir değer olarak tutulmuştur. Sabit olarak kabul edilen bu 2 değişken ayarlandıktan sonra denklem 5 ile elde edilen  $d$  değeri 200'e eşit veya küçükken sınırlayıcı kutular kırmızı ile  $d$  değeri 200'den büyük iken sınırlayıcı kutular yeşil ile gösterilmiştir. Böylelikle kamera optimizasyon problemi engellenmeye çalışılmış olup sabit değişkenler (kameranın açısı ve kamera insan arası mesafe) ve eşik değeri 200 olan  $d$  değeri ile gerçek zamanlı sosyal mesafe analizinde görüntüde bulunan insanlar arasındaki mesafe yaklaşık 150 cm olduğunda sistem uyarı vermektedir.



## 5. Tartışma

Bu çalışmada maske tespiti, sosyal mesafe ve kalabalık analizi için tümleşik bir yazılım önerilmiştir. Maske tespiti için oluşturulan veri setinde maskeli ve maskesiz olmak üzere iki sınıfta toplam 2400 görsel bulunmaktadır. Maske tespiti için gerekli olan sınıflandırma işleminin yapılabilmesi için çalışmada AlexNet, DenseNet-121, MobileNetV1, ResNet-50, ShuffleNet, SqueezeNet, VGG-16, Xception ve ZFNet olmak üzere 9 farklı temel mimari tasarım ve bu mimari tasarımların katman sayısı artırılmış halleri DenseNet-169, DenseNet-201, DenseNet-264, ResNet-101, ResNet-152 ve VGG-19 olmak üzere 6 varyasyonu ile toplam 15 ESA modeli oluşturulmuştur. En iyi sınıflandırma performansı %96.86 doğruluk oranı ve %91.81 F1-skoru değeri ile DenseNet-121 mimari tasarımı ile elde edilmiştir. Ek olarak 953.578 incelenen parametre sayısı ile diğer mimari tasarımlara göre oldukça az parametre inceleyen ShuffleNet ise %93.43 doğruluk oranı ve %93.37 F1-skoru değeri elde etmiştir. Bu bağlamda hızlı bir şekilde sonuç elde edilen ve düşük boyutta ağırlık dosyasına sahip ShuffleNet'in de kullanılabilirliği yüksektir. Sosyal mesafe ve kalabalık analizi için önceden eğitilmiş YOLO v3 algoritması, COCO veri seti ile kullanılmış ve sonuçlar elde edilmiştir. Sonrasında maske tespitini sağlayan ve en yüksek başarımlı performansı elde edilen DenseNet-121 mimari tasarımına ait ağırlık dosyasına ek olarak haar cascade yüz sınıflandırıcı algoritması, sosyal mesafe ve kalabalık analizini mümkün kılan algoritma ile birleştirilmiştir. Sonuç olarak, tek tümleşik yazılım ile hem maske tespiti yapılmaktadır hem de sosyal mesafe ve ortamdaki kişi sayısı hesaplanmaktadır.

## Referanslar

- [1] Rational use of personal protective equipment for coronavirus disease (COVID-19) and considerations during severe shortages. Published 2020. Accessed July 29, 2021. [https://www.who.int/publications/i/item/rational-use-of-personal-protective-equipment-for-coronavirus-disease-\(covid-19\)-and-considerations-during-severe-shortages](https://www.who.int/publications/i/item/rational-use-of-personal-protective-equipment-for-coronavirus-disease-(covid-19)-and-considerations-during-severe-shortages)
- [2] Bai Y, Yao L, Wei T, et al. Presumed Asymptomatic Carrier Transmission of COVID-19. *JAMA - J Am Med Assoc.* 2020;323(14):1406-1407. doi:10.1001/jama.2020.2565
- [3] CDC. Infection Control: Severe acute respiratory syndrome coronavirus 2 (SARS-CoV-2) | CDC. *Centers Dis Control Prev.* Published online 2020:1-4.
- [4] Park HC, Kim DH, Yoo KD, et al. Korean clinical practice guidelines for preventing transmission of coronavirus disease 2019 (COVID-19) in hemodialysis facilities. *Kidney Res Clin Pract.* 2020;39(2):145-150. doi:10.23876/j.krcp.20.046
- [5] Ejaz MS, Islam MR, Sifatullah M, Sarker A. Implementation of Principal Component Analysis on Masked and Non-masked Face Recognition. In: *1st International Conference on Advances in Science, Engineering and Robotics Technology 2019, ICASERT 2019.* Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.; 2019. doi:10.1109/ICASERT.2019.8934543

- [6] Loey M, Manogaran G, Taha MHN, Khalifa NEM. A hybrid deep transfer learning model with machine learning methods for face mask detection in the era of the COVID-19 pandemic. *Meas J Int Meas Confed.* 2021;167:108288. doi:10.1016/j.measurement.2020.108288
- [7] Militante S V., Dionisio N V. Real-Time Facemask Recognition with Alarm System using Deep Learning. In: *2020 11th IEEE Control and System Graduate Research Colloquium, ICSGRC 2020 - Proceedings.* Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.; 2020:106-110. doi:10.1109/ICSGRC49013.2020.9232610
- [8] Ahmed I, Ahmad M, Rodrigues JJPC, Jeon G, Din S. A deep learning-based social distance monitoring framework for COVID-19. *Sustain Cities Soc.* 2021;65:102571. doi:10.1016/j.scs.2020.102571
- [9] Punn NS, Sonbhadra SK, Agarwal S, Rai G. Monitoring COVID-19 social distancing with person detection and tracking via fine-tuned YOLO v3 and Deepsort techniques. Published online May 4, 2020.
- [10] Hou YC, Baharuddin MZ, Yussof S, Dzulkifly S. Social Distancing Detection with Deep Learning Model. In: *2020 8th International Conference on Information Technology and Multimedia, ICIMU 2020.* Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.; 2020:334-338. doi:10.1109/ICIMU49871.2020.9243478
- [11] Landesa-Vázquez I, Alba-Castro JL. The role of polarity in haar-like features for face detection. In: *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition.* ; 2010:412-415. doi:10.1109/ICPR.2010.109
- [12] Lang L, Gu W. Study of face detection algorithm for real-time face detection system. In: *2nd International Symposium on Electronic Commerce and Security, ISECS 2009.* Vol 2. ; 2009:129-132. doi:10.1109/ISECS.2009.237
- [13] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement. Published online April 8, 2018.
- [14] Lin TY, Maire M, Belongie S, et al. Microsoft COCO: Common objects in context. In: *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics).* Vol 8693 LNCS. Springer, Cham; 2014:740-755. doi:10.1007/978-3-319-10602-1\_48