

ZONGULDAK BÜLENT ECEVİT ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

GERÇEK ZAMANLI YÜZ TANIMA SİSTEMİ TABANLI GÜVENLİK GEÇİŞ  
SİSTEMİ TASARIMI

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

FATİH ÇAVDARCI

TEMMUZ 2024



ZONGULDAK BÜLENT ECEVİT ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

GERÇEK ZAMANLI YÜZ TANIMA SİSTEMİ TABANLI GÜVENLİK GEÇİŞ  
SİSTEMİ TASARIMI

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Fatih ÇAVDARCI

DANIŞMAN: Dr. Öğr. Üyesi Tuğba Özge ONUR

ZONGULDAK

Temmuz 2024



**KABUL:**

Fatih ÇAVDARCI tarafından hazırlanan “Gerçek Zamanlı Yüz Tanıma Sistemi Tabanlı Güvenlik Geçiş Sistemi Tasarımı” başlıklı bu çalışma jürimiz tarafından değerlendirilerek Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans Tezi olarak oybirliğiyle kabul edilmiştir.  
24/07/2024

**Danışman:** Dr. Öğr. Üyesi Tuğba Özge ONUR .....  
Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-  
Elektronik Mühendisliği Bölümü

**Üye:** Doç. Dr. Rukiye UZUN ARSLAN .....  
Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-  
Elektronik Mühendisliği Bölümü

**Üye:** Dr. Öğr. Üyesi Kenan ÖZEL .....  
Ankara Üniversitesi, Gama Meslek Yüksek Okulu, Elektrik ve Enerji Bölümü

---

**ONAY:**

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylarım. ..../..../20....

Prof. Dr. Fikret GÖLGELEYEN  
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü





*“Bu tezdeki tüm bilgilerin akademik kurallara ve etik ilkelere uygun olarak elde edildiğini ve sunulduğunu; ayrıca bu kuralların ve ilkelerin gerektirdiği şekilde, bu çalışmadan kaynaklanmayan bütün atıfları yaptığımı beyan ederim.”*

Fatih ÇAVDARCI



## ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

### GERÇEK ZAMANLI YÜZ TANIMA SİSTEMİ TABANLI GÜVENLİK GEÇİŞ SİSTEMİ TASARIMI

Fatih ÇAVDARCI

Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Tuğba Özge ONUR

Temmuz 2024, 47 sayfa

Biyometrik uygulamalar günümüzde birçok alanda sıklıkla kullanılmaktadır. Bu alanların başında güvenlik geçiş sistemleri gelmektedir. Bu sistemler her ne kadar farklı ihtiyaçlar için kullanılsa da temelde güvenlik ihtiyacının karşılanması amacıyla tercih edilmekte ve kişinin doğru bir şekilde tanınması işlemi olarak düşünülmektedir. Güvenlik geçiş sistemleri bankacılık, savunma, haberleşme başta olmak üzere birçok alanda oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. Yüz, parmak izi, avuç içi, retina ve ses gibi kişiye özgü ve değişmez olarak kabul edilen biyometrik özellikler güvenlik gereksinimi açısından esas kaynak olarak kabul edilmektedir. Biyometrik özellikler içerisinde yaygın olarak tercih edilen yüz tanıma teknolojisinin en büyük avantajı ise temassız ve birçok sistemde rahatlıkla uygulanabilir olmasıdır. Ancak, yüz tanıma sisteminin sıklıkla karşılaştığı bazı sorunlar bulunmaktadır. Bunların başında ışığın durumu, pozların farklı açılarda olması, yüzdeki duygu ve mimik farklılıkları, yaşlanmanın getirdiği değişim, sakal-bıyık-gözlük-şapka gibi engeller yer almaktadır.

## ÖZET (devam ediyor)

Bu tez çalışmasında gerçek zamanlı yüz tanıma sisteminin güvenlik geçiş sistemlerinde uygulanması, geleneksel-modern yüz tanıma algoritmalarının karşılaştırılması ve avantaj-dezavantajları incelenmiştir. Geleneksel yöntem olarak temel bileşen analizi (TBA) ve modern yöntem olarak evrişimli sinir ağı (ESA) modeli kullanılmıştır. Ayrıca merkezden ve iki farklı açıdan gerçek zamanlı görüntü alınarak sistem performansı incelenmiştir.

Donanımsal olarak eş zamanlı görüntü alınan merkez, açısal sağ ve sol kameralarla gerçekleştirilen yüz tanıma sistemi uygulamasında ESA modelinin, TBA modeli ile kıyaslandığında daha yüksek doğruluk oranına sahip olduğu görülmüştür. Ayrıca yapılan uygulamada, merkez kameradan alınan verilerle eğitilen TBA ve ESA modellerinin açısal kameralarla test edildiğinde doğruluk oranlarının çarpıcı bir biçimde düştüğü tespit edilmiştir. Bu oranlar TBA'da açısal sağ/sol %32.27 / %34.88 iken ESA'da %49.01/%48.78 olarak elde edilmiştir. Merkez kameradan alınan verilerle eğitilen modeller, açısal kamera görüntülerinin de yer aldığı karma görüntülerle test edildiğinde doğruluk oranı da artmıştır. Ayrıca karma olarak tüm kameralardan alınan verilerle eğitilen modellerin test sonuçlarında ise açısal kamera görüntüleri de dahil olmak üzere tüm test verilerinde doğruluk sonuçlarının daha kararlı ve yüksek olduğu görülmüştür. Karma kamera görüntüleri için bu oranlar TBA'da %71.07 iken ESA'da %92.52 olarak bulunmuştur. Elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde, güvenlik geçiş sistemlerinde kullanılan yüz tanıma uygulamalarında sadece merkezden değil eş zamanlı olarak açısal kameralar kullanılarak görüntü alınmasının başarımı artırdığı görülmüştür.

**Anahtar Kelimeler:** Yüz tanıma, güvenlik geçiş sistemi.

**Bilim Kodu:** 608.05.00

## **ABSTRACT**

**M. Sc. Thesis**

### **REAL TIME FACE RECOGNITION SYSTEM BASED SECURITY ACCESS SYSTEM DESIGN**

**Fatih ÇAVDARCI**

**Zonguldak Bülent Ecevit University  
Graduate School of Natural and Applied Sciences  
Department of Electrical and Electronics Engineering**

**Thesis Advisor: Asst. Prof. Dr. Tuğba Özge ONUR**

**July 2024, 47 pages**

Biometric applications are frequently used in many areas today. Security access systems are one of the most important areas. Although these systems are utilized for different needs, they are basically used to meet the need for security and should be considered as the process of accurately identifying the person. Security access systems are widely used in many areas, especially banking, defense and communications. Biometric features, such as face, fingerprint, palm, retina and voice, which are considered unique and immutable, are considered the main source of security requirements. The biggest advantage of facial recognition technology, which is widely preferred among biometric features, is that it is contactless and can be easily applied in many systems. However, there are some problems that face recognition systems frequently encountered. Chief among these are obstacles such as the condition of the light, poses at different angles, differences in facial emotions and facial expressions, changes brought about by aging, and beard-moustache-glasses-hat.

## **ABSTRACT (continued)**

In this thesis study, the application of real-time facial recognition system in security access systems, comparison of traditional and modern facial recognition algorithms, and their advantages and disadvantages were examined. Principal component analysis (PCA) was used as the traditional method and convolutional neural network (CNN) model was used as the modern method. Additionally, system performance was examined by taking real-time images from the center and from two different angles.

In the implemented face recognition system application, which is carried out with the center, angular right and left cameras take simultaneous images in hardware, it was observed that the CNN model had a higher accuracy rate compared to the PCA model. In addition, when the PCA and CNN models trained with data taken from the central camera were tested with angular cameras, it was observed that the accuracy rates decreased dramatically in the application. While these rates were 32.27% / 34.88% for angular right/left in PCA, they were found to be 49.01% / 48.78% in CNN. When the models trained with data taken from the central camera were tested with mixed images including angular camera images, the accuracy rate also increased. In addition, the test results of the models trained with data taken from all cameras in a mixed manner were seen to be more stable and higher in all test data, including angular camera images. For mixed camera images, these rates were found to be 71.07% in PCA and 92.52% in CNN. When the results obtained were evaluated, it was seen that taking images not only from the center but also simultaneously using angular cameras increased the performance in facial recognition applications used in security access systems.

**Keywords:** Face recognition, security access.

**Science Code:** 608.05.00

## TEŐEKKÜR

Yüksek lisans çalışmalarım boyunca beni destekleyen, bilgi ve deneyimleriyle çalışmanın her aşamasında yardımlarını esirgemeyen, yapmış olduđu büyük katkılarla tez çalışmasının ortaya çıkmasını sağlayan değerli danışmanım Sayın Dr. Öğr. Üyesi Tuğba Özge ONUR'a içten teşekkürlerimi ve saygılarımı sunarım.

Bu süreçte maddi ve manevi desteğini esirgemeyen ve her daim yanımda olan hayat arkadaşım İlknur Kutay ÇAVDARCI'ya, oğlum Mehmet Yiğit ÇAVDARCI'ya ve kızım İnci Betül ÇAVDARCI'ya en içten sevgilerimi ve şükranlarımı sunarım.

Ayrıca, tezimle ilgili çalışmalarım konusunda bana kolaylık sağlayan şirketim Ones Teknoloji'ye ve veri setlerinin oluşturulmasındaki katkılarından dolayı çalışma arkadaşlarıma teşekkür ederim.



## İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
KABUL .....	ii
ÖZET.....	iii
ABSTRACT .....	v
TEŞEKKÜR .....	vii
İÇİNDEKİLER.....	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xi
ÇİZELGELER DİZİNİ .....	xiii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	xv
BÖLÜM 1 GİRİŞ.....	1
1.1 YÜZ TANIMA .....	1
1.2 YÜZ TANIMA AŞAMALARI .....	2
1.3 YÜZ TANIMA SİSTEMLERİNDE GENEL YAKLAŞIM .....	3
1.4 KULLANILAN YÖNTEMLER VE METOT .....	6
1.4.1 Yüz Algılama .....	6
1.4.2 Temel Bileşen Analizi (TBA).....	6
1.4.3 Evrişimli Sinir Ağı (ESA).....	9
BÖLÜM 2 YÜZ TANIMA UYGULAMASI .....	19
2.1 YÜZ TANIMA SİSTEMİNİN ANA HATLARI .....	19
2.1.1 Veri Alma.....	19
2.1.2 Veri Ön İşleme.....	20
2.1.3 Özellik Çıkarımı.....	20
2.1.4 Sınıflandırma.....	20
2.1.5 Eğitim Veri Seti .....	20
2.1.6 Görüntü Veri Tabanı .....	20

2.2 KULLANILAN VERİ SETİ .....	21
2.2.1 Veri Setinin Hazırlanması.....	21
2.2.2 Merkez Kamera Görüntüsü Veri Seti .....	23
2.2.3 Açısal Konumlandırılmış Kamera Görüntüsü Veri Seti .....	23
2.3 TEMEL BİLEŞEN ANALİZİ UYGULAMASI .....	24
2.4 EVRİŞİMLİ SİNİR AĞI MODEL YAPISI ve UYGULAMASI.....	24
BÖLÜM 3 BULGULAR.....	27
3.1 TEMEL BİLEŞEN ANALİZİ (TBA) BULGULARI .....	27
3.2 EVRİŞİMLİ SİNİR AĞI (ESA) BULGULARI .....	32
BÖLÜM 4 SONUÇLAR VE TARTIŞMA .....	41
KAYNAKLAR.....	43
ÖZGEÇMİŞ .....	47

## ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>No</u>	<u>Sayfa</u>
Şekil 1.1 Temel Bileşen Analizi ve DVM Akış Şeması .....	9
Şekil 1.2 Standart Bir Sinir Ağı .....	10
Şekil 1.3 Evrişimli Sinir Ağı Mimarisi .....	11
Şekil 1.4 Örnek Evrişim Katmanı .....	12
Şekil 1.5 Piksel Ekleme (Padding).....	13
Şekil 1.6 Kaydırma (Stride) .....	14
Şekil 1.7 Maksimum Havuzlama (Max. Pooling).....	15
Şekil 1.8 Ortalama Havuzlama (Average Pooling).....	15
Şekil 1.9 Düzleştirme (Flattening) .....	16
Şekil 1.10 Tam Bağlantılı Katman .....	17
Şekil 2.1 Yüz Tanıma Sistemi Ana Hatları .....	19
Şekil 2.2 Veri Seti Hazırlık Görüntüsü .....	21
Şekil 2.3 Veri Tabanı Görüntü Veri Seti.....	22
Şekil 2.4 Veri Tabanı Görüntü Veri Seti.....	22
Şekil 2.5 Merkez Kamera Örnek Görüntüleri .....	23
Şekil 2.6 Açısal Kameraların Örnek Görüntüleri.....	23
Şekil 2.7 Uygulamada Kullanılan ESA Model Yapısı.....	25
Şekil 3.1 Merkez (Eğitim) - Merkez (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği .....	27
Şekil 3.2 Merkez (Eğitim) – Sağ (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği.....	28
Şekil 3.3 Merkez (Eğitim) - Sol (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği .....	28
Şekil 3.4 Merkez (Eğitim) - Karma (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği.....	29
Şekil 3.5 Karma (Eğitim) - Merkez (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği.....	29
Şekil 3.6 Karma (Eğitim) - Sağ (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği.....	30
Şekil 3.7 Karma (Eğitim) - Sol (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği.....	30
Şekil 3.8 Karma (Eğitim) - Karma (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği .....	31
Şekil 3.9 Farklı Veri Setleri için (TBA) Doğruluk Sonuç Grafiği .....	32
Şekil 3.10 Merkez (Eğitim) - Merkez (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiği.....	36
Şekil 3.11 Merkez (Eğitim) - Sağ (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiği .....	36
Şekil 3.12 Merkez (Eğitim) - Sol (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiği.....	37
Şekil 3.13 Merkez (Eğitim) - Karma (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiği .....	37
Şekil 3.14 Karma (Eğitim) - Merkez (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiği .....	38
Şekil 3.15 Karma (Eğitim) - Sağ (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiği .....	38
Şekil 3.16 Karma (Eğitim) - Sol (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiği .....	39
Şekil 3.17 Karma (Eğitim) - Karma (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiği.....	39
Şekil 3.18 Veri Setleri için ESA Doğruluk Sonuç Grafiği.....	40



## ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>No</u>	<u>Sayfa</u>
Çizelge 2.1 Evrişimli Sinir Ağı Modeli Katmanları .....	24
Çizelge 3.1 Evrişimli Sinir Ağı Modeli Devir (Epoch) Sayısı.....	32
Çizelge 3.2 Evrişimli Sinir Ağı Modeli Optimizasyon Yöntemleri.....	33
Çizelge 3.3 Evrişimli Sinir Ağı Modeli Öğrenme Hızı.....	34
Çizelge 3.4 Evrişimli Sinir Ağı Modeli Eğitim/Test Veri Oranı .....	34
Çizelge 3.5 Evrişimli Sinir Ağı Modeli Parametreleri .....	35
Çizelge 4.1 TBA-ESA Sonuç Karşılaştırma Çizelgesi .....	41



## SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

### SİMGELER

%	: Yüzde
n	: Veri Sayısı
d	: Matris Boyutu
$\bar{x}$	: Ortalama Değer
$\hat{X}$	: Fark Matrisi
C	: Kovaryans Matrisi
T	: Matris Transpozu
$\Phi_X$	: Matris Özvektörleri
$\Lambda_X$	: Özdeğerler
W	: İzdüşüm Matrisi
$\Sigma$	: Tekil Değerler
U	: Sol Tekil Vektörleri
V	: Sağ Tekil Vektörleri

### KISALTMALAR

<b>ANN</b>	: Artificial Neural Network - Yapay Sinir Ağı
<b>CNN</b>	: Convolutional Neural Network
<b>DVM</b>	: Destek Vektör Makinesi
<b>ESA</b>	: Evrişimli Sinir Ağı
<b>FMSD</b>	: Fuzzy Maximum Scatter Difference - Bulanık Maksimum Dağılım Farkı
<b>GST</b>	: Generalized Symmetry Transform - Genelleştirilmiş Simetri Dönüşümü
<b>HOG</b>	: Histogram of Oriented Gradient - Yönlendirilmiş Gradyan Histogramı
<b>ICA</b>	: Independent Component Analysis - Bağımsız Bileşen Analizi
<b>KNN</b>	: K-Nearest Neighbors – K-En Yakın Komşu
<b>LBP</b>	: Local Binary Pattern - Yerel İkili Desen

## **SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ (devam ediyor)**

<b>LDA</b>	: Linear Discriminant Analysis - Doğrusal Diskriminant Analizi
<b>LPQ</b>	: Local Phase Quantization - Yerel Faz Nicemleme
<b>PCA</b>	: Principal Component Analysis
<b>PLBP</b>	: Principal Local Binary Pattern - Ana Yerel İkili Desenler
<b>SAT</b>	: Sum Area Table - Özetlenme Alan Tabloları
<b>SIFT</b>	: Scale-Invariant Feature Transform - Ölçekle Değişmeyen Özellik Dönüşümü
<b>TBA</b>	: Temel Bileşen Analizi



# BÖLÜM 1

## GİRİŞ

### 1.1 YÜZ TANIMA

Yüz tanıma, yüzün fiziksel özellikleri ile biyometrik bir doğrulama yöntemi olarak düşünülebilir. Biyometrik kimlik, kullanıcının kimlik doğrulamasını güvende tutmak için kullanılan bir tür kalıcı ve benzersiz kullanıcı kimliğidir [1].

Yüz tanıma işlemi olarak genelleştirilen sistemin temel olarak iki aşaması bulunmaktadır ve bu konuda bir çok çalışma yapılmıştır. İlk aşama herhangi bir görüntüden yüzün tespit edilmesi işlemidir. Bu işlem için görüntü içerisinde yüz bölgesine ulaşılması ve yüz bölgesi dışında arka planda kalan alanların temizlenerek sadece gerekli olan yüz bölgesinin değerlendirilmesi gerekmektedir. Yüz tespiti yapıldıktan sonra yapılacak olan işlem, ulaşılan yüz bölgesinin tanınması ve yüzün sahibinin bulunmasıdır. Yüzün tespit edilmesi ve algılanmasında birçok yöntem kullanılmaktadır fakat temelde amaç bir görüntüde yüzün var olup olmadığının ve yüz tespiti yapılmışsa yüzün kime ait olduğunun belirlenmesidir [2].

Yüz tanıma yöntemleri birçok alanda kullanılmasının yanında, temelde kişisel veya kurumsal güvenlik ihtiyaçlarının karşılanması amacıyla geliştirilmiştir. Güvenlik geçiş sistemlerinde sıklıkla kullanılan bu yöntem oldukça pratik bir kullanım sağlamaktadır. Geleneksel yöntemlerle yapılan geçiş sistemlerinde anahtar, kart gibi fiziki nesnelerin taşınması ve çalınma gibi riskler taşınması güvenliği zorlaştırmaktadır. Yine parmak izi, retina tarama ve avuç içi gibi sistemlerin de geçiş için belli bir alana temas gerektirmesi, yüz tanımayı daha avantajlı duruma getirmektedir. Yüz tanıma işlemi, görüntüdeki yüzün algılanması ve algılanan yüzün sisteme daha önce girilen kayıtlı veri ile karşılaştırılarak doğru veri olup olmadığının tespit edilmesi aşamalarından oluşmaktadır. Doğruluğun sağlanması durumunda, geçiş için izin verilmesi ile güvenli bir geçiş işlemi tamamlanmış olmaktadır. Yüz tanıma tabanlı geçiş sistemi uygulama alanlarından bazıları ise askeri alanlar ve emniyet birimleri, sınır geçişleri, bankalar, özel sektör,

kamu kurumları, sağlık tesisleri, havaalanları vb.dir [3]. Yüz tanıma sistemleri, yüksek doğruluk sağlandığında, güvenlik gerektiren birçok alanda kullanılabilir.

## 1.2 YÜZ TANIMA AŞAMALARI

Yüz tanıma genel olarak yüzün algılanması, özellik çıkarımı ve yüz tanıma aşamalarından oluşmaktadır.

- Yüz Algılama: Bir görüntüdeki insan yüzlerinin tespiti işlemi olarak düşünülebilir. İlk aşamada, görüntüde insan yüzü varlığı tespit edilir ve belli bir çerçeve ile sınırlandırılarak konumu belirlenir. Aydınlatma ve yüz ifadesindeki değişiklikler, yüzün doğru şekilde algılanmasını engelleyebilir. Daha ileri bir yüz tanıma sisteminin tasarımını kolaylaştırmak ve daha sağlam hale getirmek için ön işleme adımları gerçekleştirilir [4]. Bu aşamada Viola-Jones dedektörü [5-6], yönlendirilmiş gradyan histogramı (HOG) [7-8] ve temel bileşen analizi (TBA) [9-10] gibi birçok yöntem kullanılır. Bu adım, farklı nesnelerin algılanması için kullanılabilir.

- Özellik Çıkarımı: Bu adımın temel görevi, algılama aşamasında tespit edilen yüz görüntüsünde bireye özgü olan ağız, burun, kaş, göz gibi özelliklerin ve birbirleriyle olan ilişkilerinin geometrik olarak incelenmesidir. Her yüz, tanımlanmasını sağlayan yapısı, boyutu ve şekliyle karakterize edilir. Çeşitli tekniklerle, boyut ve mesafe kullanılarak yüzün tanımlanması için ağızın, gözlerin veya burnun şeklinin çıkarılmasını içerir. HOG, özyüzler, bağımsız bileşen analizi (ICA), doğrusal diskriminant analizi (LDA), ölçekle değişmeyen özellik dönüşümü (SIFT), gabor filtresi, yerel faz nicemleme (LPQ), Haar dalgacıkları, Fourier dönüşümleri ve yerel ikili desen (LBP) teknikleri özellik çıkarımı için kullanılan ana algoritmalarıdır [4].

- Yüz Tanıma: Bu adım, özellik çıkarma adımı sırasında arka plandan çıkarılan özellikleri dikkate alır ve bunları belirli bir veri tabanında saklanan bilinen yüzlerle karşılaştırır. Yüz tanıma olarak adlandırılan sistemin kimlik belirleme ve doğrulama olmak üzere iki temel gereksinimi vardır. Tanımlama aşamasında, kabul veya ret kararının verilmesinde bir test yüzü veri tabanındaki bilinen bir yüzle karşılaştırılır [11-12]. Korelasyon filtreleri (CF'ler) [13-15], evrişimli sinir ağı (ESA) [16] ve ayrıca k-en yakın komşu (K-NN) algoritması [17] bu aşamada kullanılabilir [4].

### 1.3 YÜZ TANIMA SİSTEMLERİNDE GENEL YAKLAŞIM

Yüz tanıma sistemleri yıllar içinde gelişerek günümüzdeki yüksek teknolojiye sahip, hızlı ve güvenli bir yaklaşım halini almıştır. Bu konuda dünyada bir çok çalışma yapılmış ve sistem yıllar içinde gittikçe gelişerek bugünkü halini almıştır. Bu çalışmalar ilk olarak 1900'lü yılların ikinci yarısında başlamıştır ve zaman içinde insan emeğine dayalı bu sistem yerini bilgisayar, cep telefonu gibi teknolojik cihazlara bırakmıştır. Bu konuda bilinen ilk çalışma, 1960'larda bilgisayar bilimi konusunda uzman bir isim olan Woody Bledsoe ve arkadaşları tarafından gerçekleştirilmiştir. Kullanılan bu yöntemde, insan yüzündeki özelliklerin el ile çıkarılması ve bilgisayara girilmesi gerekmektedir. Yarı otomatik olarak gerçekleşen bu sistemde, bilgisayara girilen görüntü özellikleri hesaplanarak yüz görüntüleri sınıflandırılmaktaydı. Eşleşme işlemi zaman alsa da, o dönem için etkileyici bir çalışma olarak kabul edilmektedir [18].

Bu konuda yapılan diğer bir çalışma ise, Goldstein ve Harmon tarafından gerçekleştirilen ve yine hesaplamaların insan emeğine dayandığı bir sistemdir. Bu çalışmada ise kaş, göz, saç, kulak, çene ve alın gibi bir çok yüz özelliği kullanılarak tanımlama yapılmıştır. Hem Bledsoe hem de Goldstein tarafından yapılan çalışmalarda, özelliklerin çıkarılması ve bazı ölçümlerin el ile yapılması zahmetli ve zaman alan bir işlemdir [19].

1987 yılında yapılan bir çalışmada, insan yüzü görüntülerinin aslında öz resimler olarak adlandırılan anahtar resimlerden oluştuğu fikri ortaya çıkarılmıştır. Sirovich ve Kirby tarafından yazılan makalede, Karhunen-Loeve teoremine dayanan ve istatistikte kullanılan temel bileşen analizi (TBA) tekniğini kullanan bir yöntem önerilmiştir. Yapılan çalışmada, insan yüzlerinin ortalama değerlerinin, çıkarıldığı resimlerin kovaryans matrislerinin özvektörleri olduğu ortaya koyulmuştur. Böylece yüz görüntülerinden oluşan veri seti, temel bileşen analizinin matrisyel formunda sağlanmıştır. İnsan yüzünün tüm resimlerinin özyüzler ile temsil edilmesi, daha az veri gerektirmesi ile işlem yükünü de önemli ölçüde azaltmıştır ve bu yüzden yapılan çalışma yüz tanıma için önemli bir dönüm noktası olarak düşünülmektedir [20].

1991 yılında yapılan bir çalışma, Sirovich ve Kirby tarafından yapılan çalışmayı bir adım daha ileri götürmüştür. Turk ve Pentland tarafından yapılan çalışmada, yüzlerin tanınması için özyüzler karakteristik özellik olarak kullanılmıştır. Bu yöntem ile yapılan hesaplamalar daha az veri gerektirdiğinden, hafıza da daha verimli kullanılmıştır. Uygulamada gerçek zamanlı

sistemin nasıl çalışacağı ve yüz görüntülerinin bir video üzerinden nasıl yakalanacağı konusunda bir algoritma önerilmiştir. Ayrıca çevresel etmenler tarafından kısmen engellenen görüntünün, özyüzler ile yeniden yapılandırılabilmesi ortaya koyulmuştur. Yapılan çalışma yarı otomatik yüz tanıma sisteminden otomatik yüz tanıma sistemine geçişte önemli bir dönüm noktası olmuştur. Bu çalışma ile basit, güvenilir ve hızlı bir sistem önerilmiştir. Farklı açılarda ve profillerde görüntüler kullanılarak, bu görüntüler daha önce kaydedilen görüntülerle karşılaştırılmıştır. 2001 yılında Florida'da yapılan futbol karşılaşmasında otomatik bir yüz tanıma sistemi kullanılmıştır ve sahaya giren seyircilerin görüntüleri bu sistem ile taranmıştır. Son yıllarda bu sistem trafik, sağlık, güvenlik gibi bir çok alanda kullanılmakta ve suçluların yakalanması ve güvenliğin sağlanması amacıyla da bu sistemden faydalanılmaktadır [21].

Yüz görüntüsünün algılanması yüz pozisyonunun değişmesi ile oldukça zor olmaktadır. Sherrah ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, bu soruna çözüm bulmak için görünüme dayalı istatistiksel bir öğrenme tekniği kullanılmıştır. Pozlardaki farklılıklar için Gabor filtresi önerilerek bezerliklerin daha iyi hesaplanabilmesi için TBA kullanılmıştır [22].

Ahonen ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmalarda, yeni bir yaklaşım olan yerel ikili desen algoritması önerilmiştir. İkili desenlerde yüz alanı tek bir özellik vektöründe birleştirilir ve küçük bölgelere bölünür. Bu vektör ile yüz görüntüsünün bir temsili oluşturularak yüz görüntüleri arasındaki benzerlikler çıkarılır [23].

Yüz tanıma sistemlerinde sınıflandırma için kullanılan oldukça etkili diğer bir yöntem ise destek vektör makineleridir. Destek vektör makineleri, istatistiksel yöntemeye dayalı bir sınıflandırma algoritmasıdır. Destek vektör makineleri, birbirlerine benzeyen özellikleri sınıflandırarak sınıflar arası ayırıcı özellikleri bulmaktadır. Yapılan çalışmalarda, bu algoritma kullanılarak yüz özelliklerinin çıkarılması hedeflenmiştir. Yüz özelliklerinin çıkarılması ve tespit edilmesi için gözler kullanmış ve hareket noktaları ile yüz tespit edilerek konum bulma işlemi büyük bir başarı oranı ile gerçekleştirilmiştir [24].

Yapılan diğer bir çalışmada, gerçek zamanlı görüntü tanıma için özellik oluşturma, sınıflandırma ve görüntü içindeki yüz bölgesi tespitinden oluşan bir sistem önerilmektedir. Bu sistem ile hem hesapsal verimi hem de tespit etme oranını artıran bir sistem önerilmektedir. İlk aşama olan özellik oluşturma aşaması için dikdörtgen özellik içeren toplam alan tabloları (SAT) kullanılmıştır. Sınıflandırma için ise, AdaBoost yöntemi seçilmiş ve yüz tespiti verimli bir

şekilde gerçekleştirilmiştir. Tanıma oranını artırmak için temel bileşen analizi ve K-en yakın komşu yöntemleri kullanılmıştır [25].

Yüz tanıma, gerçek dünyadaki yüz görüntülerinin yüksek değişkenliği nedeniyle kısıtlanmamış ortamlarda kullanıldığında en zorlu biyometrik yöntemlerden biridir (bu tür yüz görüntülerine genellikle vahşi yüzler denir). Bu varyasyonlardan bazıları kafa pozlarını, yaşlanmayı, kapanmaları, aydınlatma koşullarını ve yüz ifadelerini içerir [26].

Yüz tanıma teknikleri, yıllar içinde önemli ölçüde değişmiştir. Geleneksel yöntemler, kenarlar ve doku tanımlayıcıları gibi el yapımı özelliklerin temel bileşen analizi, doğrusal diskriminant analizi veya destek vektör makineleri gibi makine öğrenme teknikleriyle birleştirilmesine dayanmakta idi. Kısıtsız ortamlarda karşılaşılan farklı varyasyonlara dayanıklı mühendislik özelliklerinin zorluğu, araştırmacıları her bir varyasyon türü için yaşla değişmeyen [26], pozla değişmeyen yöntemler [4], aydınlatmayla değişmeyen yöntemler [5-6], vb. özel yöntemlere odaklanmaya zorlamıştır. Son zamanlarda, geleneksel yüz tanıma yöntemlerinin yerini evrimsel sinir ağı (ESA) tabanlı derin öğrenme yöntemleri almıştır. Derin öğrenme yöntemlerinin tercih edilmesinin en önemli nedeni, verileri temsil edecek en iyi parametrelerin öğrenilmesi için oldukça büyük görüntü veri kümeleriyle eğitilebilmeleridir. Açık veri tabanlarında erişilebilir yüzlerin mevcut olması, yüzlerle ilişkin geniş ölçekli veri kümelerinin toplanmasına olanak sağlamıştır [7-11, 15, 27]. Bu veri kümeleriyle eğitilen ESA tabanlı yüz tanıma yöntemleri, eğitim sırasında kullanılan yüz görüntülerinde mevcut olan gerçek dünya varyasyonlarına uygun özellikleri öğrenebildikleri için çok yüksek doğruluk elde edilebilmektedir. Ayrıca, bilgisayarlı görme için derin öğrenme yöntemlerinin popüleritesindeki artış, ESA'ların nesne algılama ve tanıma, segmentasyon, optik karakter tanıma, yüz ifadesi analizi, yaş gibi diğer birçok bilgisayarlı görü uygulamasının çözümünde kullanılmasıyla yüz tanıma araştırmalarını hızlandırmıştır [27-28].

Bu tez çalışmasında ilk veri setinin oluşturulmasında, merkeze konumlandırılmış 20 MP çözünürlüğe sahip bir cep telefonu kamerası kullanılmıştır. İkinci veri setini oluşturmak için ise yüz görüntüsü eksenini ile sağ ve solda 10 derecelik açı ile konumlandırılmış, birinci kamera çözünürlüğü ile aynı özelliğe sahip, iki ayrı cep telefonu kamerası kullanılmıştır. Bu kameralar, merkezdeki kameraya simetrik olarak yerleştirilmiştir. Yüz görüntüleri, 27 ayrı kişiye ait toplam 2160 görüntü içermektedir. Bazı görüntüler farklı zamanlarda, değişik ışık ortamlarında, farklı yüz ifadeleri (göz kırpma, gülme gibi) ve detaylar içermektedir (gözlüklü-gözlüksüz,

maskeli-maskesiz, şapkalı-şapkasız gibi). Her pikseli 256 gri seviyeli olan resimlerin boyutu 180x200'dür. Oluşturulan birinci ve ikinci veri setindeki görüntüler ayrı ayrı olacak şekilde TBA ve ESA algoritmalarında eğitilmiş ve sonra bu görüntüler doğrulanmıştır. Test sonuç grafikleri oluşturularak iki sistem kıyaslanmıştır.

## 1.4 KULLANILAN YÖNTEMLER VE METOT

### 1.4.1 Yüz Algılama

Viola ve Jones [6] tarafından istatistiksel yöntemlere dayalı olarak önerilen yüz tespiti, yüz tespit yaklaşımları arasında en popüler olanıdır. Bu yöntem, AdaBoost algoritmasının hızlı ve sağlam yüz algılama sağlayan bir çeşididir. Yüzün yüksek doğrulukla başarılı bir şekilde algılanması için Haar öznitelikleri kullanılarak gerçekleştirilen bir yüz algılama yöntemidir [29].

### 1.4.2 Temel Bileşen Analizi (TBA)

Temel Bileşen Analizi (TBA- Principal Component Analysis), Eigenface veya Karhunen-Loeve genişletmesi olarak da adlandırılan, bilinen bir yüz tanıma tekniğidir. 1987 yılında Sirovich ve Kirby, yüz görüntülerinin her yüz için minimum ağırlık toplamı ve standart bir yüz görüntüsü yoluyla değiştirilebileceğini belirttikten sonra TBA kullanarak insan yüzünün resimlerini yeterli şekilde temsil eden ilk kişiler oldular. Bundan sonra Turk ve Pentland 1991 yılında yüz tanıma için Eigenfaces yöntemini önerdiler. TBA yöntemi ile her biri tekdüze piksel boyutuna sahip bir dizi eğitim görüntüsü verildiğinde, ortalama yüz vektörü yüz vektöründen çıkarılarak standart özellikler elde edilir. Daha sonra özvektörler, özdeğerlere karşılık gelecek şekilde düzenlenen indirgenmiş boyuta sahip bir kovaryanstan hesaplanır, yani daha büyük özdeğer, ilişkili öz vektörün daha fazla veri varyansını aldığını gösterir [30].

Temel bileşen analizinde, Eşitlik (1.1)'de verilen  $X$ ,  $n$ -adet ve  $d$ -boyutlu  $x_i$  verisini içeren bir matristir,

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$$

1.1

$\hat{X}$  fark matrisini elde etmek için ilk olarak  $\bar{x}$  ortalama değeri n adet veri ile bulunur, bulunan ortalama değer ve  $x_i$  değerlerinin farkı ile Eşitlik (1.2)'deki gibi  $\hat{X}$  fark matrisi elde edilir.

$$\hat{X} = [x_1 - \bar{x}, x_2 - \bar{x}, \dots, x_n - \bar{x}] \quad 1.2$$

Elde edilen fark matrisi aşağıdaki ifadede kullanılarak C kovaryans matrisi elde edilir.

$$C = \frac{1}{n} \hat{X} \hat{X}^T \quad 1.3$$

Eşitlik (1.4)'ü sağlayacak şekilde kovaryans matrisi C için  $\Phi_{\hat{X}}$ -özvektörleri ve  $\Lambda_{\hat{X}}$ -özdeğerleri bulunur.

$$C \Phi_{\hat{X}} = \Phi_{\hat{X}} \Lambda_{\hat{X}} \quad 1.4$$

Yapılan işlemler ile elde edilen d-adet d-boyutlu özvektör ve köşegen matris olarak bulunan d adet özdeğer Eşitlik (1.5)'teki gibidir.

$$\Lambda_{\hat{X}} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \lambda_d \end{bmatrix} \quad \Phi_{\hat{X}} = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_d] \quad 1.5$$

Büyük özdeğer değerine denk gelen özvektörler seçilerek W izdüşüm matrisi elde edilir. Eşitlik (1.6) ile d boyutlu  $x_i$  verisiyle daha küçük boyutlu  $x'_i$  elde edilir.

$$x'_i = W^T (x_n - \bar{x}) \quad 1.6$$

Hesaplama açısından yüksek boyutlu görüntü verilerinin işlenmesi oldukça zor ve maliyetlidir. Özdeğer için yapılacak ayrıştırma işlemi, kare matrisler için geçerlidir. İzdüşüm matrisini

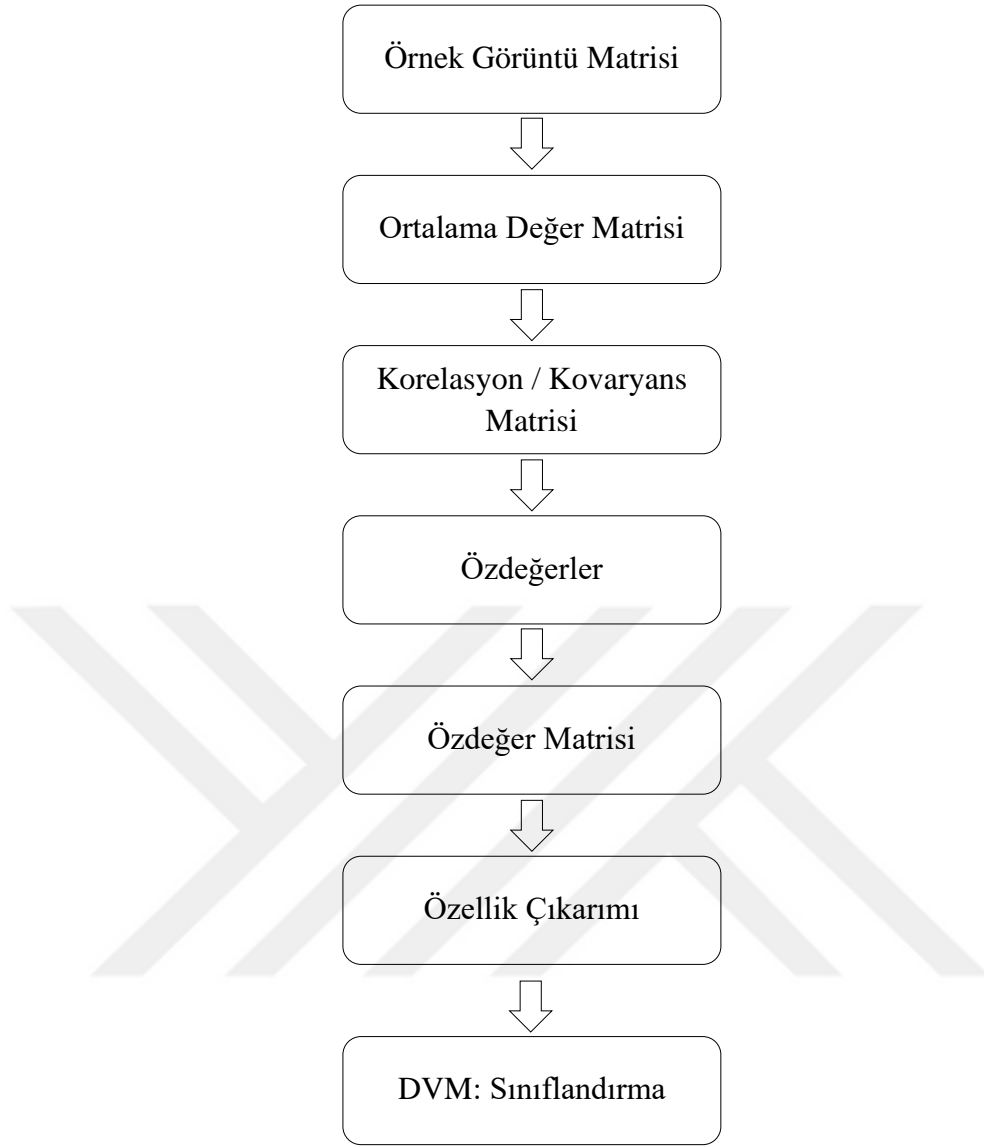
bulmak için tekil değer ayrıştırması kullanılır.  $X$  kare olmayan farklı boyutlu bir matris ise, Eşitlik (1.7) ile tekil değer ayrıştırması bulunur [31].

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_n], \quad X = U\Sigma V^{-1} \quad 1.7$$

Eşitlik (1.7)'de  $U$  ve  $V$  birim boyutlu matrisler;  $U$ ,  $pxq$  boyutlu matris ve  $V$  ise  $qxq$  boyutlu matristir.  $\Sigma$  köşegen matrisi,  $pxq$  boyutundadır. Burada sol tekil vektörler  $U$ ; sağ tekil vektörler  $V$ ; tekil değerler ise  $\Sigma$  ile gösterilmektedir [31].

Temel bileşen analizinde tekil değer ayrıştırması kullanılarak izdüşüm matrisi daha kolay bulunabilir. Sonuçta elde edilen  $U$ ,  $V$  ve  $\Sigma$  matrisleri ile  $U$  özvektörleri ve  $\Sigma$  özdeğerleri elde edilir [31].

Öz yüzde klasik yaklaşımlardan biri TBA tabanlı özellik çıkarma algoritmasıdır. Özellik çıkarmanın en basit ve etkin yöntemi olan TBA'da, sınıflandırma ve sonuçların doğrulanması için destek vektör makinesi (DVM) tekniği kullanılmıştır. Bir dizi örnek veriden bir matris ve ana bileşen seçilerek kovaryansın öz değerleri ve özvektörleri hesaplanmış, kovaryans özvektörleri elde edilmiştir [31-32]. TBA uygulama aşaması Şekil 1.1'de gösterilmiştir.

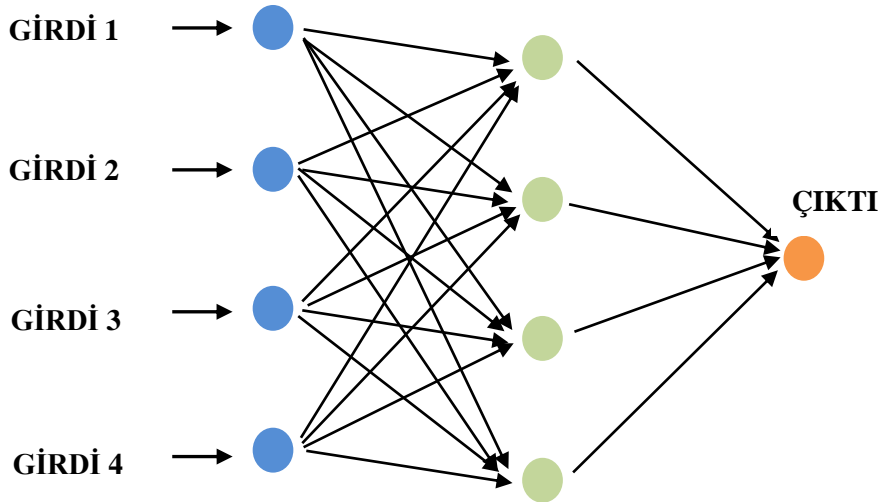


Şekil 1.1 Temel Bileşen Analizi ve DVM Akış Şeması

### 1.4.3 Evrişimli Sinir Ağı (ESA)

Evrişimli Sinir Ağı (ESA), memeli beyninin görsel korteksinde bulunan biyolojik kanıtlardan ilham almaktadır. Görme korteksinde, görme alanının belirli bölgelerine duyarlı küçük hücre bölgeleri bulunur. Hubel ve Wisel tarafından yapılan bir deney ayrıca, beyinde bulunan bazı belirli nöron hücrelerinin yalnızca belirli bir yönelimin kenarlarını fark ettiklerinde tetiklendiğini göstermiştir. Örneğin, bazı nöronlar dikey kenarlara tetiklenirken diğerleri, nöronların görsel algıyı gerçekleştirmek için bir araya yerleştirildiği çapraz veya yatay kenarlara tetiklenir. Bu kavram ESA'nın temelini oluşturmaktadır. ESA ilk olarak 1980'lerde ve 90'larda tanıtılmıştır. Ancak, gerçek dünya uygulamalarındaki karmaşıklığı nedeniyle ilgi

görmemiştir. Bununla birlikte, o zamandan bu yana hızlı bir şekilde büyümeye devam ederken çoğu bilgisayarla görme tekniğinden daha iyi performans göstermiştir [33]. ESA mimarisi, evrişim katmanı; havuzlama katmanı; doğrusal olmayan katmanlar ve tam bağlantılı katmanlar gibi çeşitli katmanlardan oluşur. Her katmanın, ESA ağının performansında farklı etkisi vardır. Evrişim katmanı ve havuzlama katmanı, özellikleri çıkaran bir sinir ağı görevi görürken, tamamen bağlı katmanlar, görüntü özelliklerine göre çalışan ve bir çıktı ortaya çıkaran sınıflandırma sinir ağı görevi görür [33]. Şekil 1.2’de, nesne tanımaya yönelik ESA yaklaşımının genel mimarisi gösterilmektedir. ESA, yapay sinir ağının eksikliklerini gidermeye çalışan bir yaklaşımdır. Bu eksiklikler arasında, bağlantı ve görüntü sayısı açısından giriş boyutu büyük olduğunda, her gizli birim ile giriş katmanı arasında bir bağlantı olacağından bunun serbest parametrelerin sayısını da artıracığı gerçeği yer almaktadır. Bu nedenle, eğitim örneklerinin sayısı model boyutuyla karşılaştırıldığında küçük olabilir, yani sinir ağı yüksek karmaşıklığa sahip olabilir ve potansiyel olarak verilerin aşırı sığmasına yol açabilir. Böylece, ESA otomatik olarak yerel özellik çıkarıcıları öğrenir ve ağırlık paylaşımı ilkesini uygulayarak serbest parametre sayısında azalma sağlar. Böylece, sinir ağı mimarilerine kıyasla performans kapasitesini artırır. ESA, görüntü tanıma alanında büyük başarılar göstermiş bir ileri beslemeli yapay sinir ağı (Artificial Neural Network-ANN) sınıfı olarak kabul edilir [30, 33].

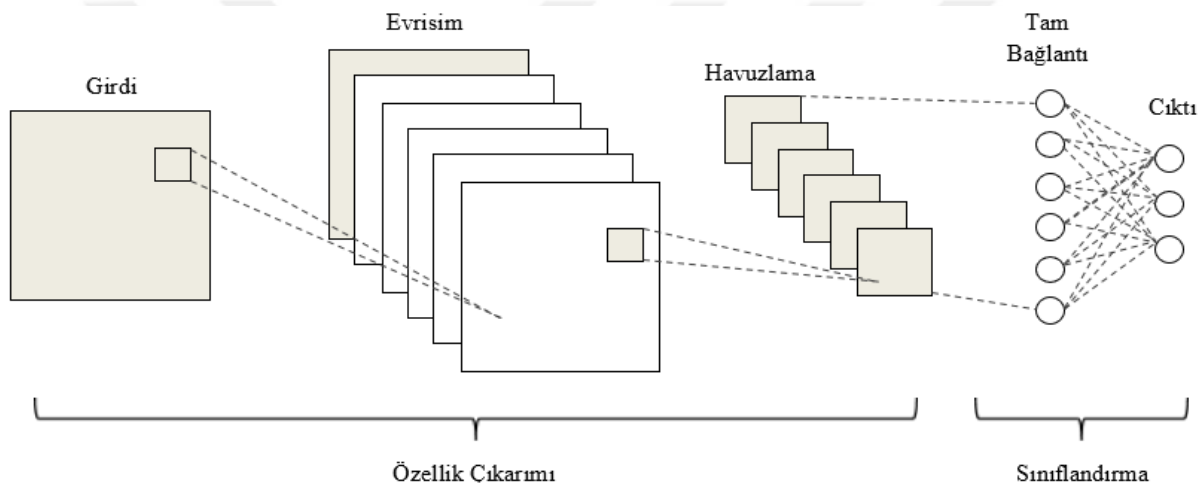


Şekil 1.2 Standart Bir Sinir Ağı

Yapay sinir ağlarında üç temel katman vardır:

1. **Girdi Katmanı:** Özelliklerin girildiği katmandır.
2. **Gizli Katman:** Bu katmanda, girdi verilerine uygulanan ağırlık ile girdiler etkinleştirilerek çıktı katmanına iletilir.
3. **Çıktı Katmanı:** Son katman olan bu bölümde, sınıflandırma yapılarak nihai sonuç elde edilir.

Evrişimli sinir ağı genel anlamda iki ana bölümden oluşmaktadır. Birincisi görüntü özelliklerini çıkaran ve analiz eden özellik çıkarımı bölümü, diğeri ise görüntü tanımayı sağlayan sınıflandırma bölümüdür [34]. Şekil 1.3'te temel bir ESA mimarisi gösterilmiştir (URL-1).



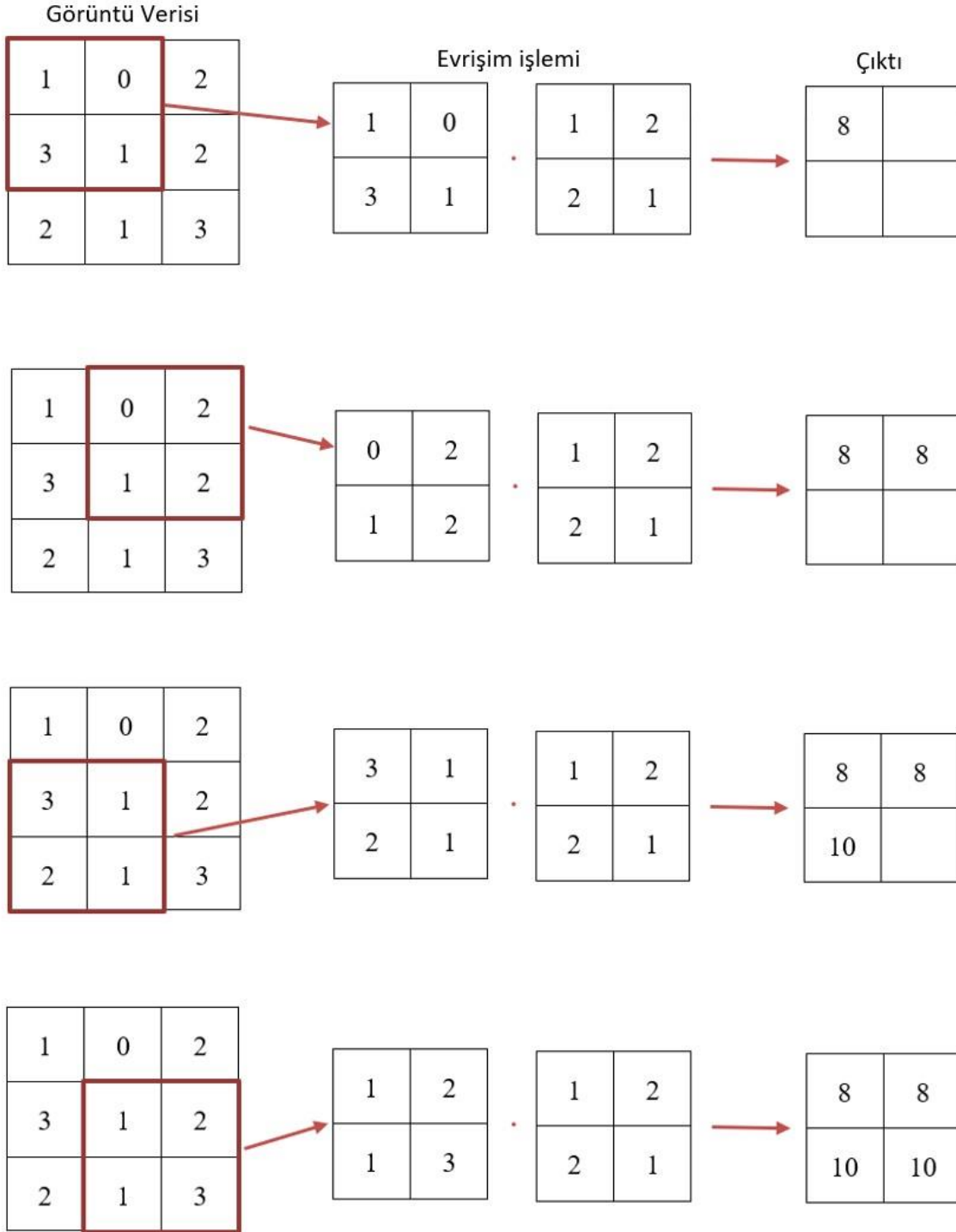
Şekil 1.3 Evrişimli Sinir Ağı Mimarisi

Evrişim katmanları, çoğu hesaplamaların yapıldığı girdi görüntüsünden özellikleri çıkaran ve pikseller arasındaki bağlantıyı koruyan evrişimli sinir ağının temel yapı taşıdır. Özellik çıkarımı bölümü, evrişimli yapıyı oluşturan ve evrişim; piksel ekleme; kaydırma ve havuzlama katmanlarını barındıran kısımdır.

#### 1.4.3.1 Evrişim (Convolution)

Evrişim, girdi matrisinin filtre matrisi ile arasındaki matematiksel bir işlemdir. Filtre matrisi genelde kare matristir ve kernel (çekirdek) olarak da adlandırılır. Filtre matrisi, girdi matrisini her seferinde bir piksel kayarak tarar ve her taramada bir sonuç elde eder. Tarama işlemi, soldan sağa ve sonra yukarıdan aşağı yöndedir. Filtre, her seferinde benzer boyuta sahip nöron alıcı

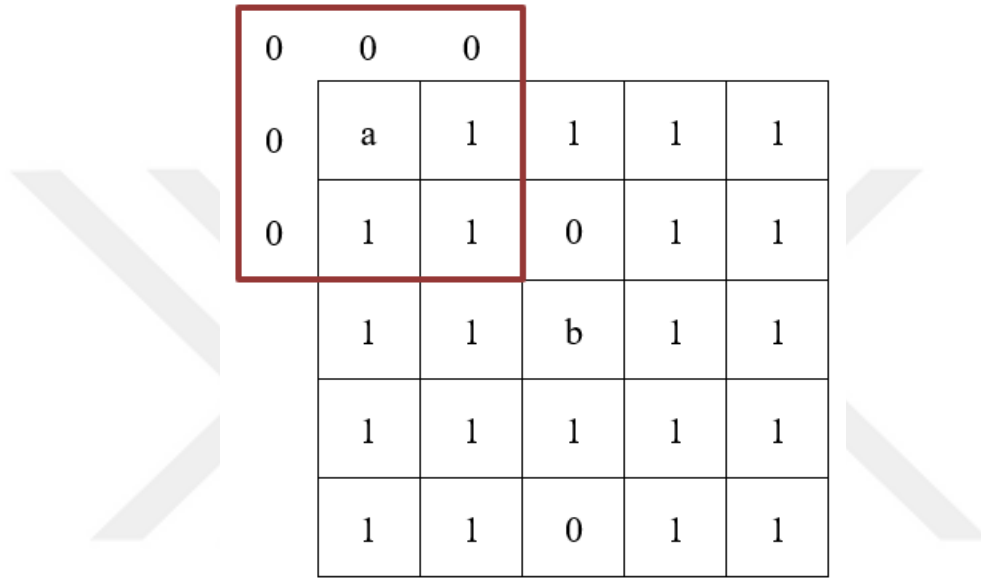
alanından filtre girdisine ve ağırlığına göre bir sonuç çıkarır [35]. Şekil 1.4'teki örnek evrişim işleminde olduğu gibi bu değerler evrişim sonuç matrisini oluşturur.



**Şekil 1.4** Örnek Evrişim Katmanı

### 1.4.3.2 Piksel Ekleme (Padding)

Kernel ile yapılan tarama belli sınırlar içinde kalmakta ve veri setinin merkezine kıyasla kenar bölgeleri tam olarak öğrenilememektedir. Bu sorunun çözülebilmesi için girdi matrisinin kenarlarına piksel eklenmesi yapılır ve genellikle sıfır değerini alır. Evrişimli sinir ağında işlenecek görüntü verisine piksel eklenmesi sonuç verisinin daha doğru çıktı vermesini sağlar [34].

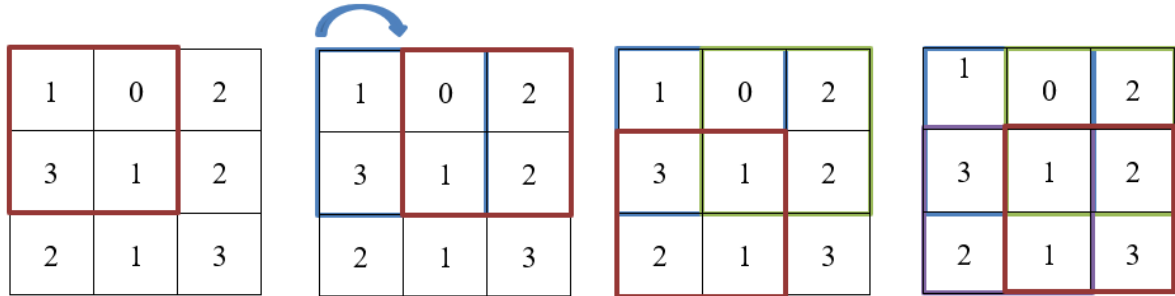


Şekil 1.5 Piksel Ekleme (Padding)

Evrişim işlemi sırasında çıktı matrisi boyutu, giriş boyutuna göre küçülecektir. Bu durum, kullanılan verideki bazı bilgilerin daha az kullanılmasına yol açacaktır. Şekil 1.5'teki girdi görüntüsünde olduğu gibi a ile b pikselinin sonuç üzerinde etkisi aynı olmayacaktır. Veride yer alan b pikseli, evrişim işlemi sırasında birden çok kez işlenecektir ve daha fazla etkiye sahip olacaktır. Veri girdisindeki a pikseli ise evrişim işlemi sırasında bir kez işlenecek ve sonuç üzerinde etkisi daha az olacaktır. Köşedeki ve kenardaki piksellerin merkeze yakın piksellere göre daha az kullanımı, sonuç üzerinde olumsuz bir etki yaratacaktır. Dolayısıyla bu problemi çözenin yolu, evrişim işleminden önce görüntü verisine piksel ekleme işleminin uygulanmasıdır. Eğer girdiye bir piksel ekleme yapılırsa evrişim sonucunda girdi ile aynı boyutta bir çıktı elde edilecektir.

### 1.4.3.3 Kaydırma (Stride)

Kaydırma işlemi, kernel matrisinin görüntü verisi üzerinde kaydırılırken kaç adım olarak hareket ettirileceğini belirler. Kaydırma sayısı bir ise her kaydırmada kernel 1 piksel hareket ettirilir. Eğer kaydırma sayısı n olarak tanımlanırsa kernel filtresi her kaydırmada n piksel kadar hareket ettirilir [34]. Şekil 1.6’da kernel matrisinin kaydırma işlemi renkli olarak gösterilmiştir. İlk şekildeki kırmızı çerçeveli kernel matrisi ikinci şekilde bir birim sağa kaydırılmıştır.



Şekil 1.6 Kaydırma (Stride)

Burada, görüntü verisi  $n \times n$  boyutunda bir matris, ekleme boyutu  $p$ , piksel kaydırma adımı  $s$ , kernel filtre boyutu  $k$  ve çıktı matris boyutu  $m \times m$  olarak tanımlanırsa, sonuç matris boyutu Eşitlik 1.8 ile bulunabilir.

$$m = \frac{n+2p-k}{s} + 1 \quad 1.8$$

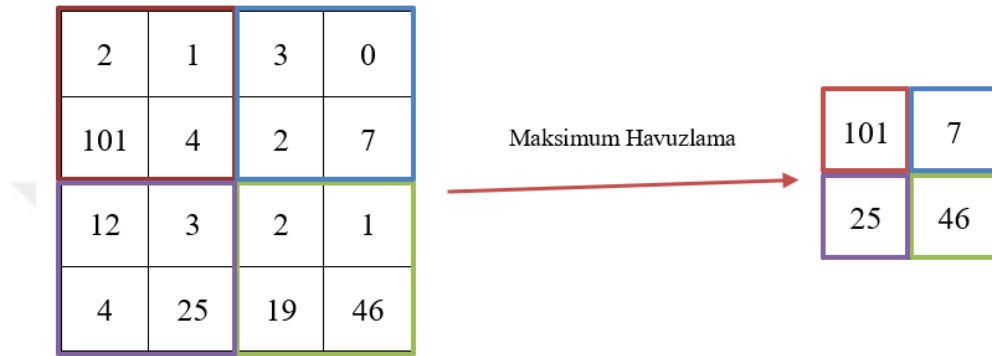
### 1.4.3.4 Havuzlama (Pooling)

Havuzlama katmanı, evrişimli sinir ağının önemli bir bölümüdür. Bu katmanın temel görevi, evrişimli sinir ağındaki işlem yükünü azaltmaktır. Buraya girilen veri boyutu kademeli olarak azaltılmaktadır. Modelin eğitilmesi aşamasında baskın özelliklerin ortaya konması açısından oldukça faydalıdır. Farklı modelleri olan havuzlama katmanı aslında filtre görevi de görmektedir.

Bu katman için yaygın olarak kullanılan iki tür algoritma vardır. Bunlardan birincisi maksimum havuzlama, diğeri ise ortalama havuzlamadır. Maksimum havuzlamada, kernel üzerine denk gelen verilerden maksimum olan değer alınır. Ortalama havuzlamada ise kernel üzerine denk

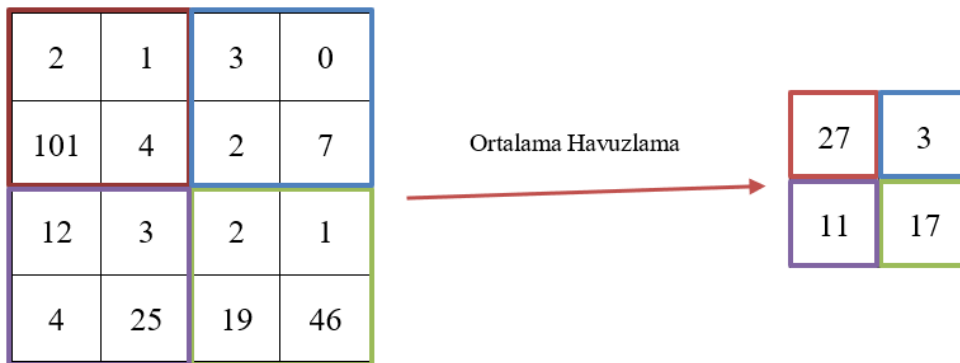
gelen tüm verilerin ortalama değeri hesaplanır [34]. Şekil 1.7 ve Şekil 1.8’de örnek bir görüntü verisinin maksimum ve ortalama havuzlama çıktısı verilmiştir.

Maksimum havuzlama, görüntü verisinin filtre tarafından çizilen sınırları içindeki maksimum değerini alır. Şekil 1.7’de olduğu gibi 2x2 piksellik bir filtre verinin sol üst kısmından başlanarak soldan sağa ve yukarıdan aşağı olacak şekilde gezdirilir ve filtrenin kapsadığı alandaki maksimum değer bulunur. Bu sayede gürültü azaltılarak girdinin boyutu da küçültülür.



Şekil 1.7 Maksimum Havuzlama (Max. Pooling)

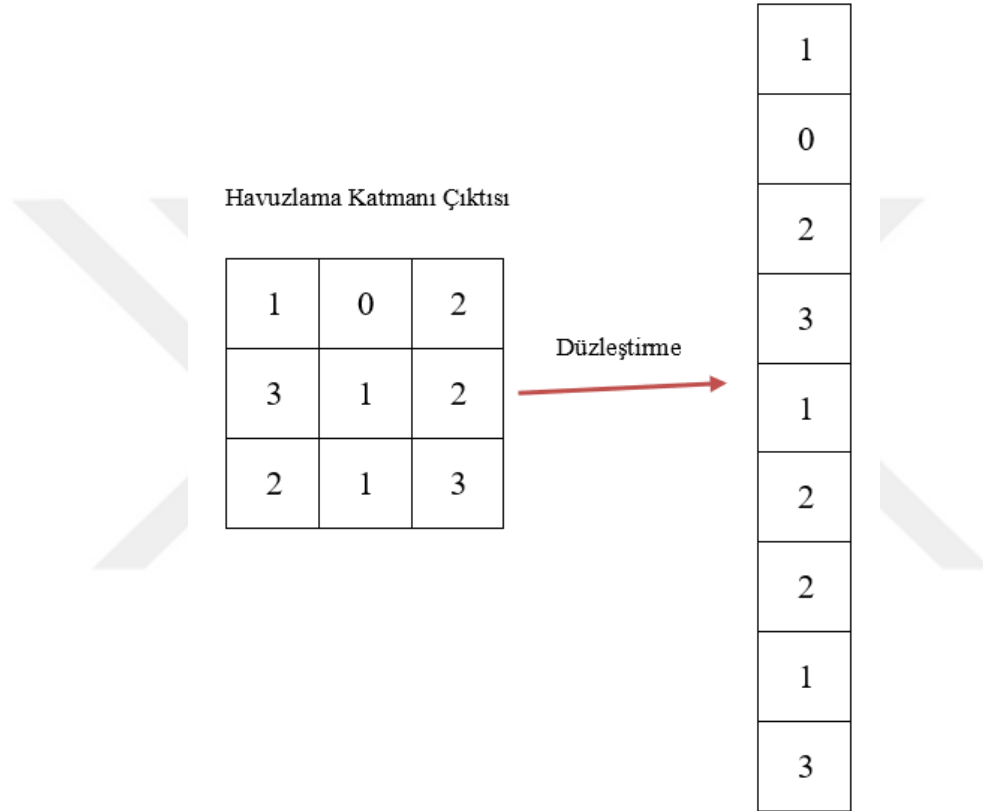
Ortalama havuzlamada ise görüntü verisinin filtre tarafından çizilen sınırları içindeki değerlerinin ortalaması alınır. Şekil 1.8’de olduğu gibi 2x2 piksellik bir filtre verinin sol üst kısmından başlanarak soldan sağa ve yukarıdan aşağı olacak şekilde gezdirilir. Filtrenin kapsadığı alandaki değerlerin toplamı bulunarak değer sayısına bölünür ve ortalama değeri bulunur. Maksimum havuzlamada olduğu gibi gürültü azaltılarak girdinin boyutu da düşürülür. Ortalama havuzlamada gürültülü değerlerin de sonuca etki edeceği göz önüne alınırsa maksimum havuzlama işleminin gürültü giderme konusunda daha iyi olacağı düşünülebilir. Maksimum havuzlamada gürültülü değerler tamamen dışarı atılır.



Şekil 1.8 Ortalama Havuzlama (Average Pooling)

### 1.4.3.5 Düzleştirme (Flattening)

Düzleştirme işlemi, sayıların satır satır alınarak bu sayıların bir boyutlu doğrusal bir vektöre dönüştürülme işlemidir. Bunun nedeni, havuzlanmış katmanın düzleştirilerek elde edilen bu vektörün daha sonra yapay sinir ağına eklenerek tam bağlantılı katmana dahil olacak olmasıdır. Şekil 1.9’da örnek bir düzleştirme işlemi gösterilmiştir.

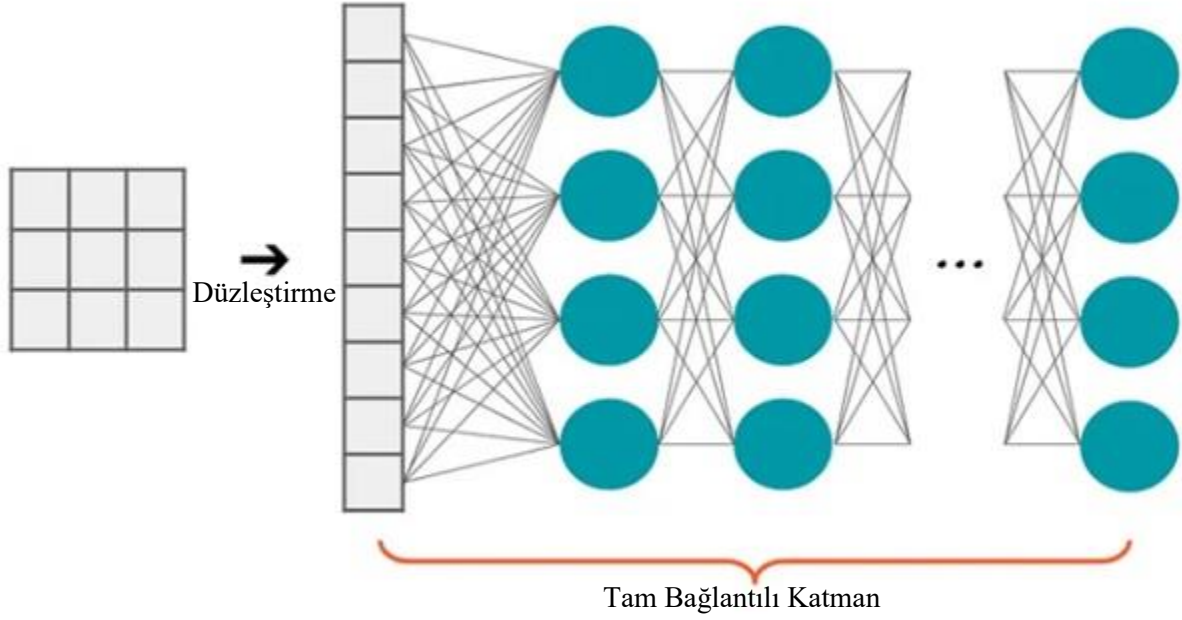


Şekil 1.9 Düzleştirme (Flattening)

### 1.4.3.6 Tam Bağlantılı Katman (Fully-Connected Layers)

Tamamen bağlantılı katmanda, düzleştirilmiş çıktı evrişimli sinir ağına eklenir. Her nöron bir önceki katmanda yer alan nörona bağlanır. Evrişimli sinir ağına, tam bağlantılı katmanın temel görevi, her verinin ayrı ayrı özelliklerinden ziyade tüm girdi verilerinin özelliklerini öğrenmesini sağlamaktır. Bu durum evrişimli sinir ağını sınıflandırma problemlerinde kullanışlı kılmaktadır (URL-2).

Düzleştirme sonrasında her nöronun birbiriyle bağlantısını gösteren tam bağlantılı katman Şekil 1.10'daki gibidir.



**Şekil 1.10** Tam Bağlantılı Katman

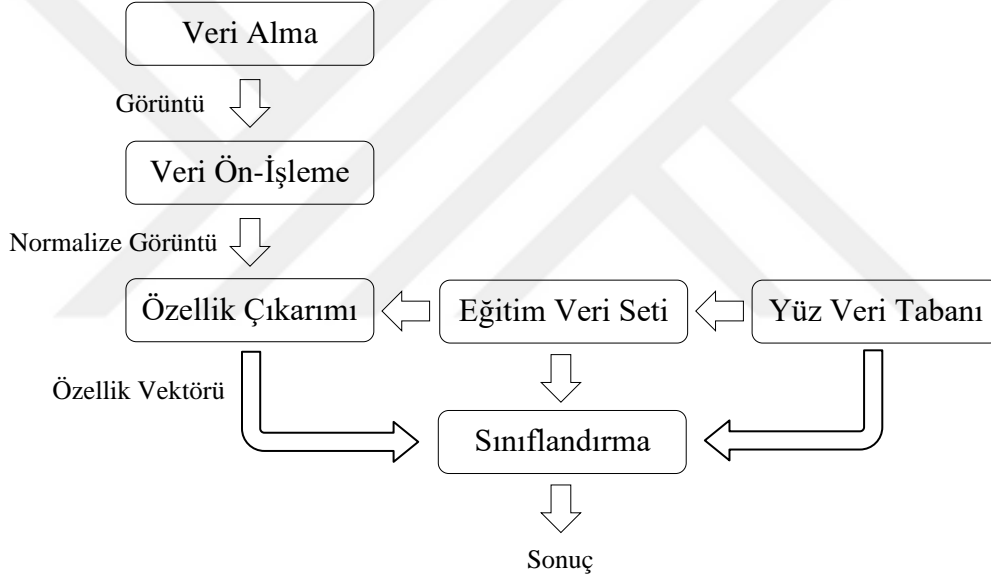


## BÖLÜM 2

### YÜZ TANIMA UYGULAMASI

#### 2.1 YÜZ TANIMA SİSTEMİNİN ANA HATLARI

Bu tez çalışması kapsamında gerçekleştirilen yüz tanıma sisteminin ana hatları Şekil 2.1’de verilmiştir [36].



Şekil 2.1 Yüz Tanıma Sistemi Ana Hatları

##### 2.1.1 Veri Alma

Yüz tanıma sistemi veri alma süreciyle başlar ve alınan veri kaydedilerek diğer aşamalara geçer. Bu tez çalışmasında gerçekleştirilen uygulamada veri alma işlemi için üç adet kamera kullanılmıştır. Merkeze yerleştirilen bir adet ve açısız olarak konumlandırılmış iki adet kamera üzerinden görüntüler alınarak bilgisayar ortamına kaydedilmiştir.

### **2.1.2 Veri Ön İşleme**

Özellik çıkarımı aşamasından önce yüz görüntüleri normalize edilerek sistemin tanıma performansı iyileştirilmektedir. Bu aşamada görüntü boyutu, kontrast ayarı, gürültülü ortamlar için filtreleme, arka plan kaldırma, döndürme-öteleme gibi normalizasyon işlemleri uygulanmaktadır. Bu tez çalışması kapsamında kaydedilen görüntüler, Matlab programı ile 180x200 boyutlarına küçültülerek gri tonlamalı olarak elde edilmiştir.

### **2.1.3 Özellik Çıkarımı**

Bu aşamada, gerekli ön işlemler yapıldıktan sonra normalize edilen görüntünün temel özellikleri bulunur. Elde edilen optimum özellik vektörü, sınıflandırma aşamasına hazır hale getirilir.

### **2.1.4 Sınıflandırma**

Elde edilen yüz görüntüsü özellikleri ile veri tabanında bulunan görüntü özellikleri karşılaştırılmakta ve sınıflandırma yapılarak bilinen/bilinmeyen olarak tanımlanmaktadır.

### **2.1.5 Eğitim Veri Seti**

Yüz tanıma sisteminin eğitilmesi ve optimum performansın elde edilmesi için eğitim veri setlerinden yararlanılır. Bu tez çalışması kapsamında kullanılan eğitim veri setleri, elde edilen görüntülerin içinden seçilmiştir.

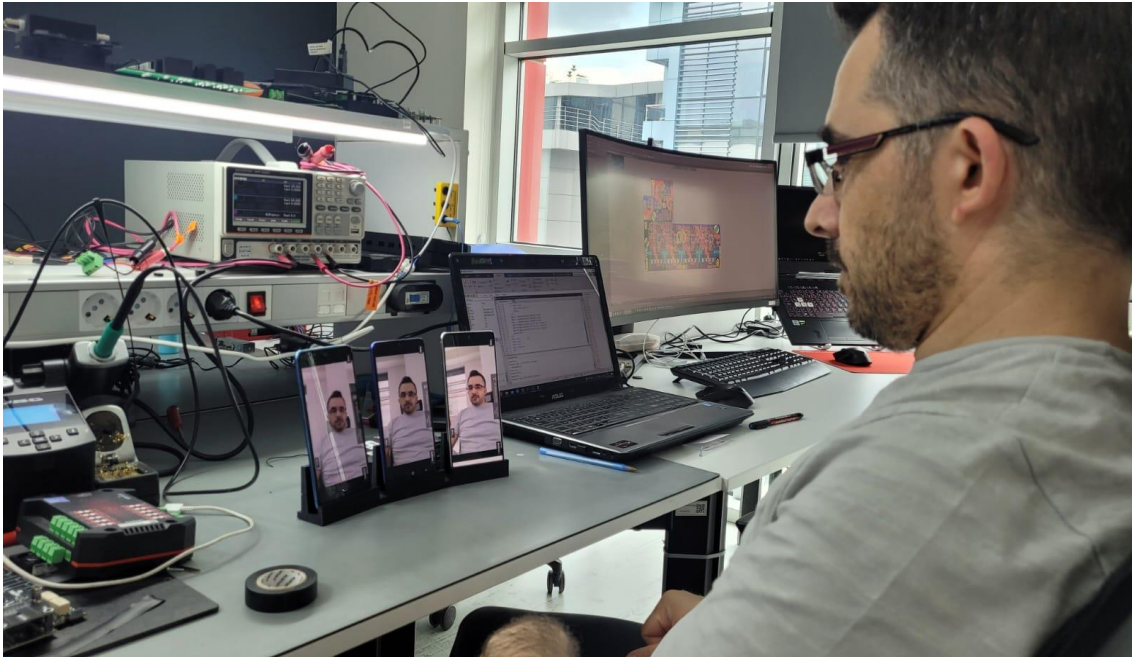
### **2.1.6 Görüntü Veri Tabanı**

Yüz tanıma işlemi için yüz görüntüleri ve/veya özellik vektörleri bir veri tabanına kaydedilmektedir. Sınıflandırma aşamasında veri tabanına kaydedilen bu görüntü verileri kullanılmaktadır.

## 2.2 KULLANILAN VERİ SETİ

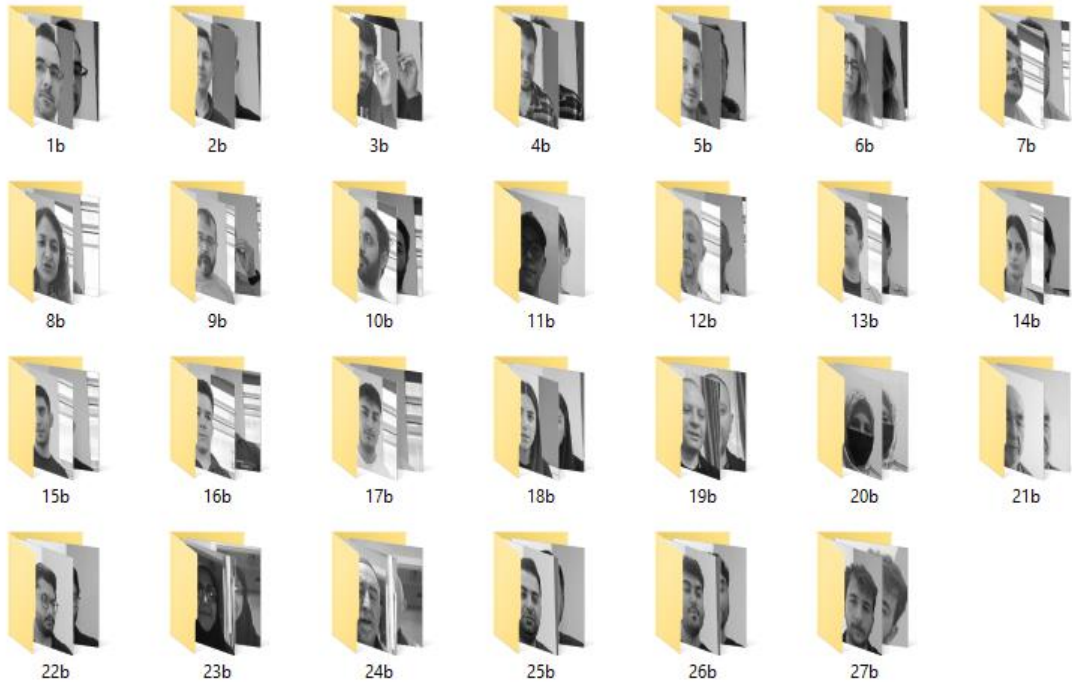
### 2.2.1 Veri Setinin Hazırlanması

Bu tez çalışmasında, ilk veri setini oluşturmak için merkeze konumlandırılmış bir kamera, diğer veri setlerini oluşturmak için ise yüz görüntüsü ekseninde 10 derecelik açı ile konumlandırılmış iki ayrı kamera kullanılmıştır. Bu kameralar merkezdeki kameraya simetrik olarak yerleştirilmiştir. Kullanılan sağ ve sol kameralar sırasıyla açısol-sağ, açısol-sol kamera olarak adlandırılmıştır. Kamera çözünürlükleri 20MP olarak ayarlanmıştır. Kayıt işlemi Matlab programı üzerinden kameralara uzaktan erişilerek gerçekleştirilmiştir. Görüntüler saniyede 4 resim alınacak şekilde toplam 20 saniye boyunca aynı anda 3 kameraya da erişilerek kaydedilmiştir. Yüz görüntüleri, 27 ayrı kişiye ait 2160 görüntü içermektedir. Her görüntü 256 gri seviyeli 180x200 piksel resim boyutundadır. Resimler aynı çözünürlük özellikleri ile alınmış ve renkli olarak kaydedilmiştir. Görüntülerin boyutu, gri tonlaması ve düzenlenmesi Matlab'da oluşturulan program ile otomatik olarak düzenlenerek kaydedilmiştir. Görüntüler farklı ışık ortamlarında farklı yerlerde ve zamanlarda alınmıştır. Gözlüklü-gözlüksüz, göz kırpması, gülme, konuşma gibi detaylar içermektedir. Şekil 2.2'de kamera yerleşimi ve görüntü alma işlemi görülmektedir.



Şekil 2.2 Veri Seti Hazırlık Görüntüsü

Şekil 2.3'te veri tabanında yer alan görüntü veri seti yer almaktadır.



Şekil 2.3 Veri Tabanı Görüntü Veri Seti

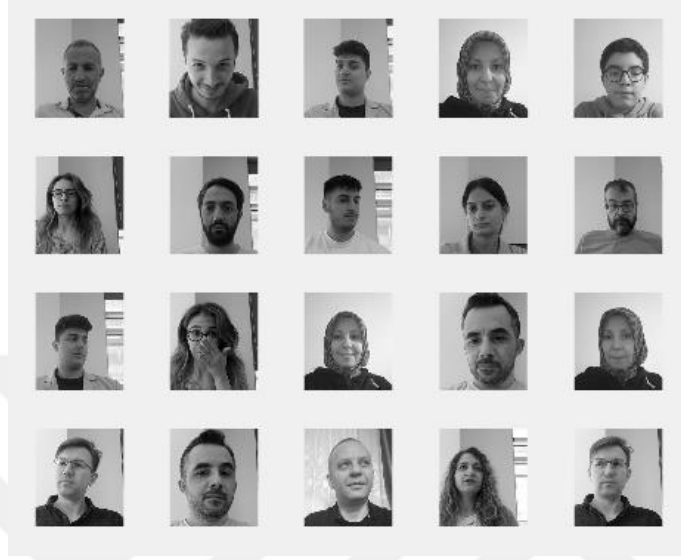
Şekil 2.4'te ise test için kullanılan veri setinden örnek görüntüler yer almaktadır. Bu görüntüler poz ve aydınlatma farklılığı, yapay açısız döndürme, maske, güneş gözlüğü, şapka, yüzün bir bölümünü kapama, mimikler ve görüntü bozma gibi yüz tanımayı zorlaştıran detaylar içermektedir.



Şekil 2.4 Veri Tabanı Görüntü Veri Seti

### 2.2.2 Merkez Kamera Görüntüsü Veri Seti:

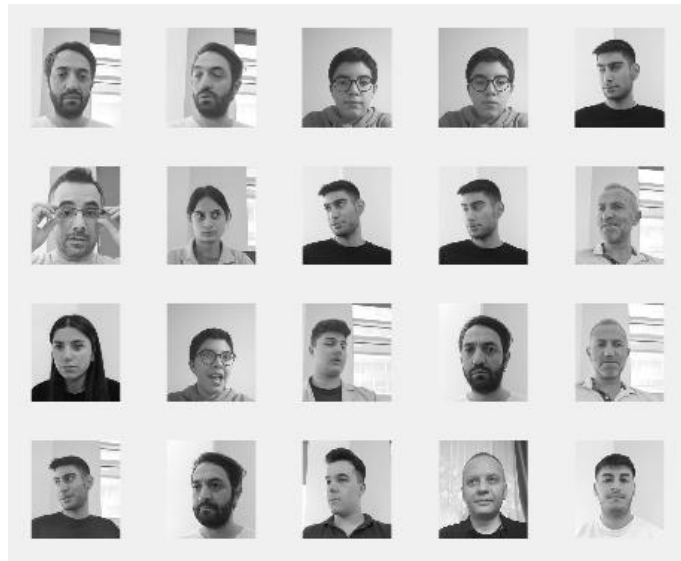
Merkez kamera veri seti, merkeze konumlandırılmış kameradan alınan 27 kişiye ait 2160 görüntü içermektedir. Şekil 2.5'te merkez kameradan alınan örnek görüntüler verilmiştir.



Şekil 2.5 Merkez Kamera Örnek Görüntüleri

### 2.2.3 Açısal Konumlandırılmış Kamera Görüntüsü Veri Seti:

Açısal kamera veri seti, merkezdeki kameraya göre 10 derecelik açı ile sağ ve sol tarafa konumlandırılmış iki ayrı kameradan aynı anda alınan görüntüleri içermektedir. 27 kişiye ait sağ kameradan alınan 2160, sol kameradan alınan 2160 görüntü içermektedir. Şekil 2.6'da açısal konumlandırılmış kameralardan alınan örnek görüntüler verilmiştir.



Şekil 2.6 Açısal Kameraların Örnek Görüntüleri

## 2.3 TEMEL BİLEŞEN ANALİZİ UYGULAMASI

Gerçekleştirilen yüz tanıma uygulamasında, geleneksel yöntemlerden temel bileşen analizi ile gerçek zamanlı yüz tanıma işlemi yapılmıştır. Gerçek zamanlı yüz tanıma uygulamasına yönelik bütün çalışmalar 12th Gen Intel(R) Core(TM) i5-12400F 2.50 GHz işlemci ve 32,00 GB RAM'e sahip bilgisayarda, MATLAB R2022b programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu uygulamada sınıflandırma için destek vektör makinesi (DVM) kullanılmıştır. Doğruluk değeri hesaplanırken en yüksek varyansı koruyacak şekilde ana bileşenler seçilmiştir. Eğitim için %80 oranında görüntü oranı seçilmiş ve kalan %20'lik görüntü oranı test için kullanılmıştır. Kameralardan alınan görüntüler biçimlendirilerek 180x200 piksel boyutlarında veriler elde edilmiştir.

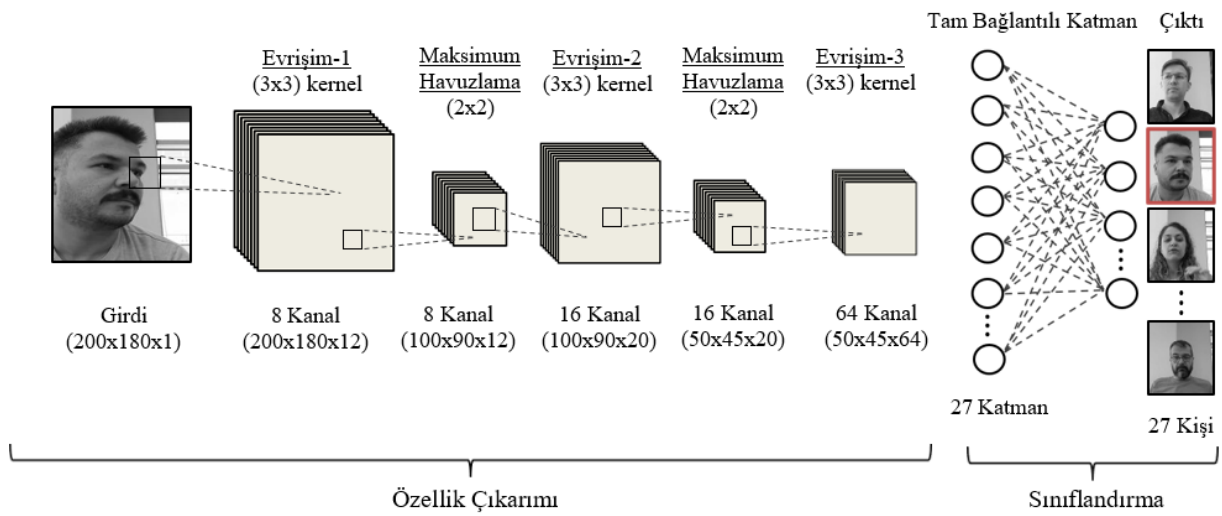
## 2.4 EVRİŞİMLİ SINIR AĞI MODEL YAPISI ve UYGULAMASI

Gerçek zamanlı yüz tanıma uygulamasına yönelik bütün çalışmalar temel bileşen analizinde olduğu gibi 12th Gen Intel(R) Core(TM) i5-12400F 2.50 GHz işlemci ve 32,00 GB RAM'e sahip bilgisayarda, MATLAB-R2022b programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen uygulamada, eğitim için farklı parametre seçimleri ile yapılan testlerde elde edilen verilere göre optimum değerler kullanılmıştır. Maksimum devir sayısı 10, doğrulama sıklığı 4, tam bağlantılı katman sayısı 27, eğitim veri oranı %80, test veri oranı %20, kaydırma ise 3x3 olarak seçilmiştir. Havuzlama için 2x2 maksimum havuzlama ve 2x2 kaydırma değerleri seçilerek evrişim işlemi gerçekleştirilmiştir. Kameralardan alınan görüntüler biçimlendirilerek 180x200 piksel boyutlarında veriler elde edilmiştir. Gerçekleştirilen uygulamada oluşturulan ESA model parametreleri Çizelge 2.1'de verilmiştir.

**Çizelge 2.1** Evrişimli Sinir Ağı Modeli Katmanları

Uygulamada Kullanılan ESA Katmanları						
Girdi	Evrişim	Evrişim Kaydırma	Havuzlama	Piksel Ekleme	Havuzlama Kaydırma	Tam Bağlantı
180x200 piksel	3x3 evrişim	1 adet kaydırma	2x2 maksimum havuzlama	1 adet sıfır ekleme	2 adet kaydırma	27 adet bağlantı katman

Şekil 2.7’de örnek bir görüntü girdisi için ESA işlem adımları verilmiştir. Girdi olarak girilen gri tonlamalı örnek görüntü özellik çıkarımı için öncelikle 3x3 bir kernel ile evrişim işlemine ve daha sonra 2x2’lik maksimum havuzlama işlemine tabi tutulmuştur. Bu işlemden sonra tekrar 3x3 kernel ile evrişim işlemi ve daha sonra yine 2x2 maksimum havuzlama işlemi uygulanmıştır. Son olarak tekrar evrişim işlemine tabi tutulmuş ve tam bağlantılı katman için düzleştirme işlemi yapılmıştır. Tam bağlantılı katmanda 27 adet görüntü veri kümesi çıktısı için 27 adet katman kullanılmış ve bu verilerle sınıflandırma yapılmıştır. Sınıflandırma sonucunda girdi görüntüsü ile eşleşen kişi çıktı olarak bulunmuştur. Evrişim katmanlarından sonra aktivasyon fonksiyonlarından ReLU ve son katmanda Softmax fonksiyonu kullanılmıştır.



**Şekil 2.7** Uygulamada Kullanılan ESA Model Yapısı



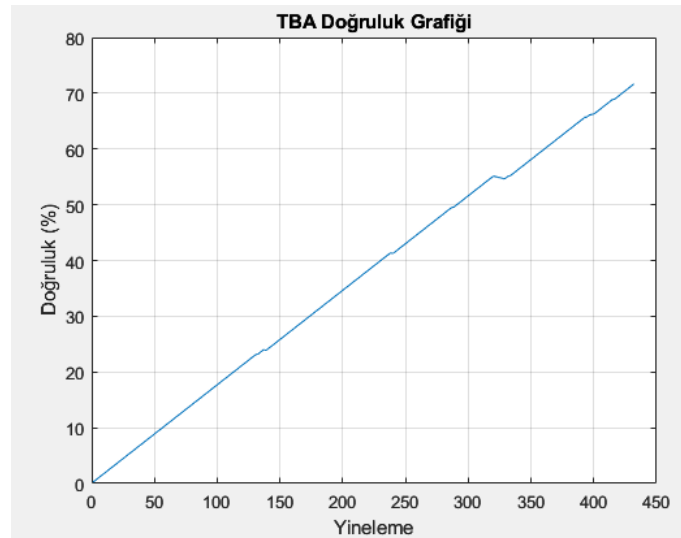
## BÖLÜM 3

### BULGULAR

#### 3.1 TEMEL BİLEŞEN ANALİZİ (TBA) BULGULARI

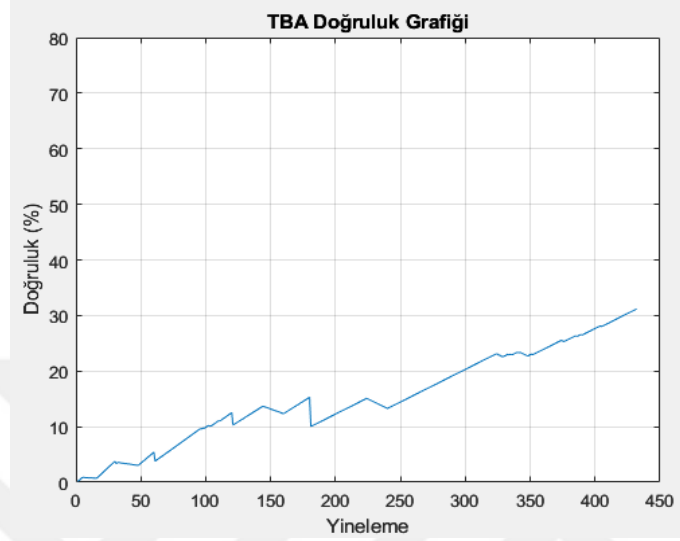
Temel bileşen analizi doğruluk grafiklerinde yatayda yer alan x eksenini, veri olarak girilen temel bileşen sayısını ve dikey ekseninde yer alan y eksenini ise doğruluk oranını göstermektedir. Eğitim için %80 oranında görüntü oranı seçilmiş ve kalan %20'lik görüntü oranı test için kullanılmıştır. Yapılan çalışmada, ilk olarak merkez kameradan alınan görüntülerle eğitim işlemi yapılmış; test ve doğrulama işlemi ise merkez kamera, sağ-sol açısız kamera ve karma kamera görüntüleri ile gerçekleştirilmiştir. Daha sonra karma kamera görüntüleri ile eğitim işlemi yapılmış; test ve doğrulama işlemi ise yine aynı şekilde merkez kamera, sağ-sol açısız kamera ve karma kamera görüntüleri ile gerçekleştirilmiştir. 27 kişi için oluşturulan veri setinde her kişi için toplam 80 adet yüz görüntüsü yer almaktadır. 80 adet görüntünün 64 tanesi eğitim, 16 tanesi ise test ve doğrulama işlemi için kullanılmıştır.

Merkez kamera verileriyle eğitilen ve test edilen TBA modeli doğruluk sonuç grafiği Şekil 3.1'de verilmiştir. Merkez kameradan alınan 80 görüntünün 16'sı test için kullanılmış ve 27 veri seti için 432 yineleme ile doğruluk oranı %72.64 olarak bulunmuştur.



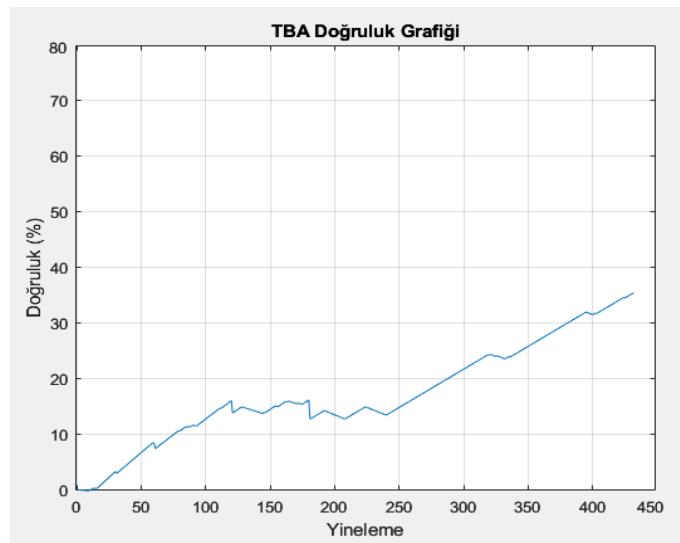
Şekil 3.1 Merkez (Eğitim) - Merkez (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği

Merkez kamera verileriyle eğitilen ve açısol-sağ kamera verileriyle test edilen TBA modeli doğruluk sonuç grafiği Şekil 3.2’de verilmiştir. Açısol-sağ kameradan alınan 80 görüntünün 16’sı test için kullanılmış ve 27 veri seti için 432 yineleme ile doğruluk oranı %32.27 olarak bulunmuştur. Yapılan testte doğruluk sonucunun oldukça düşük olduğu görülmektedir.



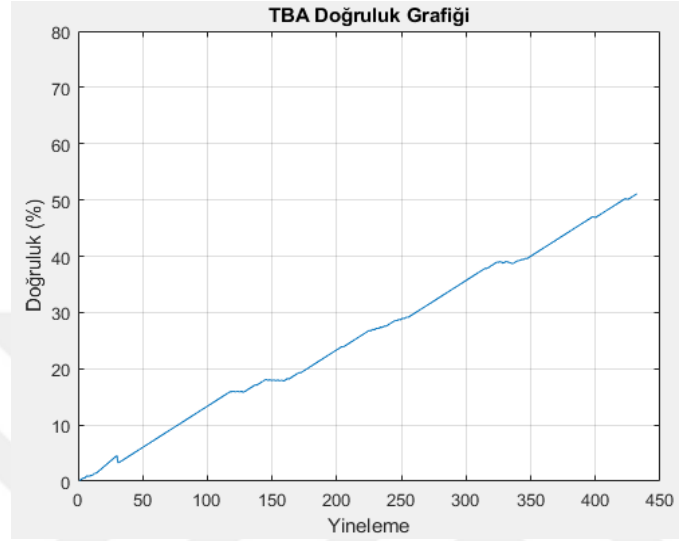
Şekil 3.2 Merkez (Eğitim) - Sağ (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği

Merkez kamera verileriyle eğitilen ve açısol-sol kamera verileriyle test edilen TBA modeli doğruluk sonuç grafiği Şekil 3.3’te verilmiştir. Sol-açısol kameradan alınan 80 görüntünün 16’sı test için kullanılmış ve 27 veri seti için 432 yineleme ile doğruluk oranı %34.88 olarak bulunmuştur. Yapılan testte doğruluk sonucunun yine düşük olduğu görülmektedir.



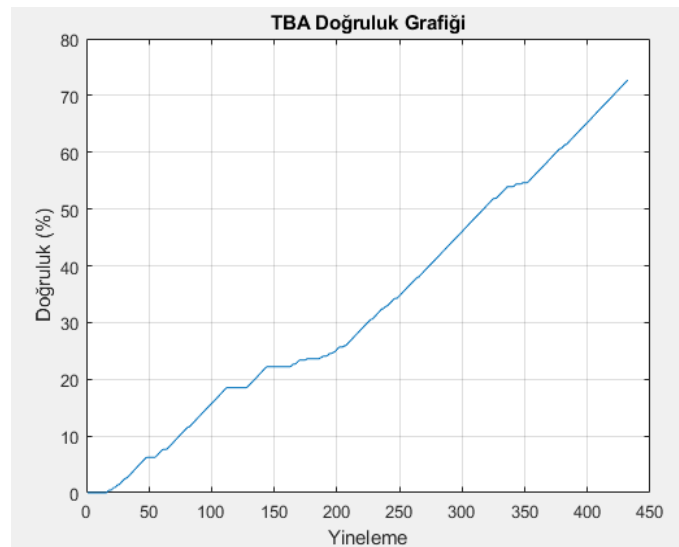
Şekil 3.3 Merkez (Eğitim) - Sol (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği

Merkez kamera verileriyle eğitilen ve karma kamera verileriyle test edilen TBA modeli doğruluk sonuç grafiği Şekil 3.4'te verilmiştir. Karma olarak tüm kameralardan alınan 80 görüntünün 16'sı test için kullanılmış ve 27 veri seti için 432 yineleme ile doğruluk oranı %50.23 olarak bulunmuştur. Açısız görüntü testlerine kıyasla karma verilerle yapılan testin doğruluk sonucunun bir miktar daha yüksek olduğu görülmektedir.



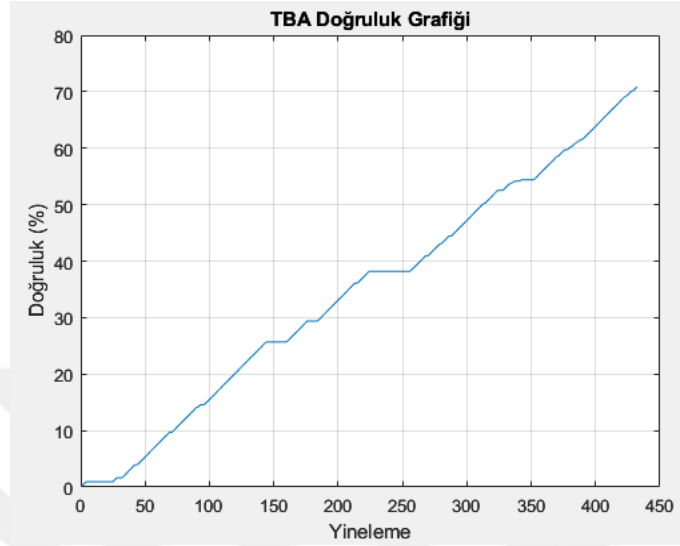
Şekil 3.4 Merkez (Eğitim) - Karma (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği

Karma kamera verileriyle eğitilen ve merkez kamera verileriyle test edilen TBA modeli doğruluk sonuç grafiği Şekil 3.5'te verilmiştir. Merkez kameradan alınan 80 görüntünün 16'sı test için kullanılmış ve 27 veri seti için 432 yineleme ile doğruluk oranı %72.68 olarak bulunmuştur.



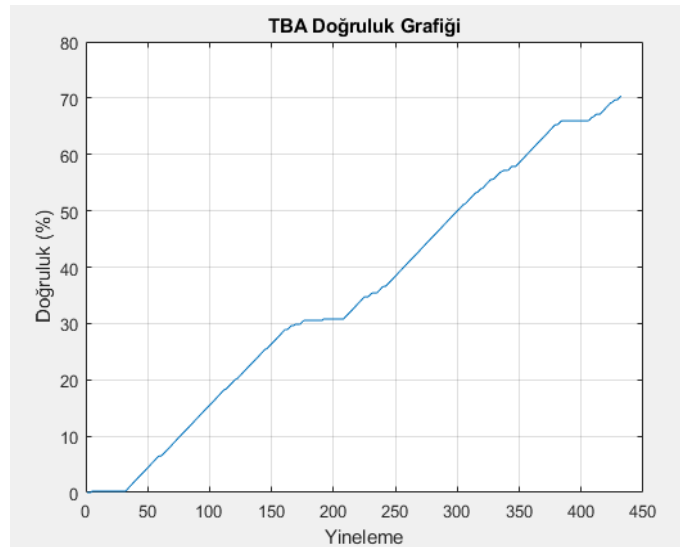
Şekil 3.5 Karma (Eğitim) – Merkez (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği

Karma kamera verileriyle eğitilen ve açısalsol kamera verileriyle test edilen TBA modeli doğruluk sonuç grafiđi Őekil 3.6'da verilmiřtir. Açısalsol kameradan alınan 80 görüntünün 16'sı test için kullanılmıř ve 27 veri seti için 432 yineleme ile doğruluk oranı %70.83 olarak bulunmuřtur.



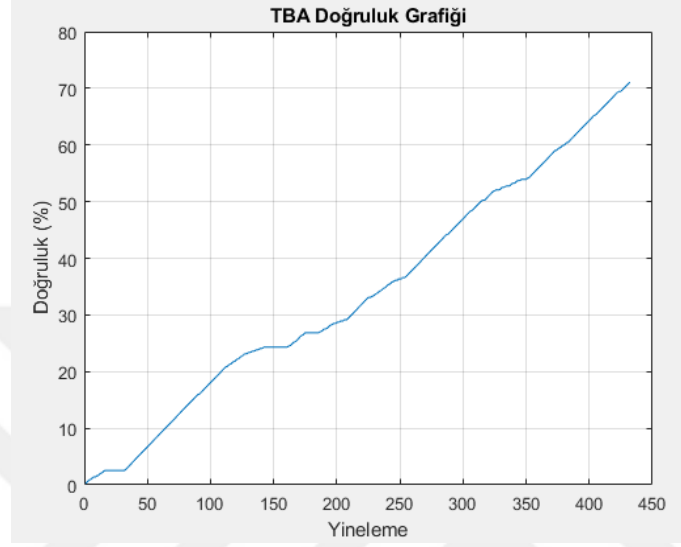
Őekil 3.6 Karma (Eđitim) - Sağ (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiđi

Karma kamera verileriyle eğitilen ve açısalsol kamera verileriyle test edilen TBA modeli doğruluk sonuç grafiđi Őekil 3.7'de verilmiřtir. Açısalsol kameradan alınan 80 görüntünün 16'sı test için kullanılmıř ve 27 veri seti için 432 yineleme ile doğruluk oranı %70.37 olarak bulunmuřtur.



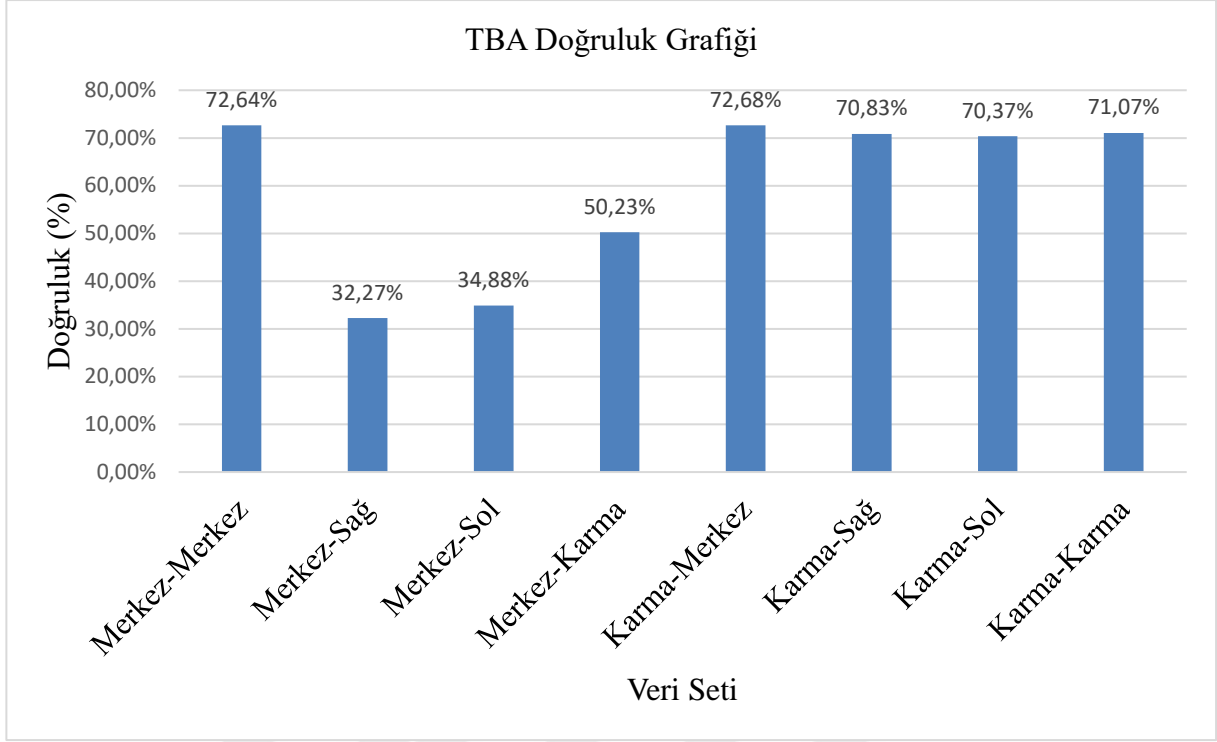
Őekil 3.7 Karma (Eđitim) - Sol (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiđi

Karma kamera verileriyle eğitilen ve karma kamera verileriyle test edilen TBA modeli doğruluk sonuç grafiği Şekil 3.8’de verilmiştir. Karma olarak tüm kameralardan alınan 80 görüntünün 16’sı test için kullanılmış ve 27 veri seti için 432 yineleme ile doğruluk oranı %71.07 olarak bulunmuştur. Karma kamera görüntüleri ile eğitilen TBA modellerinde doğruluk oranlarının daha yüksek olduğu görülmektedir.



**Şekil 3.8** Karma (Eğitim) - Karma (Test) Kamera Verileri (TBA) Sonuç Grafiği

TBA modeli öncelikle merkez kamera görüntüleri ile eğitilerek merkez, açısall-sağ, açısall-sol kamera görüntüleri ve karma görüntüler ile test edilmiştir. Daha sonra model karma kamera görüntüleri ile eğitilerek; merkez, açısall-sağ, açısall-sol kamera görüntüleri ve karma görüntüler ile test edilmiştir. TBA modeli doğruluk sonuçları, Şekil 3.9’da yer alan sütun grafiğinde gösterilmiştir. Grafikteki sütunların altında yer alan ilk ifade eğitim, ikinci ifade ise test veri setini belirtmektedir. Sonuçlar elde edilirken doğruluğu artırmak için her test 10 kez tekrarlanmış ve bulunan sonuçların aritmetik ortalaması alınmıştır.



**Şekil 3.9** Farklı Veri Setleri için (TBA) Doğruluk Sonuç Grafiği

### 3.2 EVRİŞİMLİ SINIR AĞI (ESA) BULGULARI

Evrışimli sinir ağı parametreleri belirlenirken optimal değerlerin hesaplanması için karma(eğitim)-karma(test) verileri kullanılmıştır. Evrışimli Sinir Ağı (ESA) modeli parametrelerinden devir (epoch) sayısı ile doğruluk oranı arasındaki ilişki Çizelge 3.1’de verilmiştir.

**Çizelge 3.1** Evrışimli Sinir Ağı Modeli Devir (Epoch) Sayısı

ESA Parametre Çizelgesi – Devir (Epoch) Sayısı	
Devir (Epoch) Sayısı	Doğruluk (%)
1	67.25
5	89.71
10	90.33
15	91.54
20	92.51
25	92.54
30	92.53

Devir (epoch) sayısı 20 değerinden küçük olduğunda doğruluk oranı da düşmektedir. Devir sayısı 20 değerinden büyük olduğunda ise devir sayısının doğruluk oranı üzerinde etkisinin azaldığı görülmektedir. Bu yüzden uygulamada kullanılan ESA modeli için devir (epoch) sayısı 20 olarak seçilmiştir. Ayrıca, kullanılan verilerden daha doğru sonuç alabilmek için karıştırma (suffle) işlemi uygulanmıştır. Her devir için veriler kendi içinde karıştırılarak eğitim ve doğrulama aşamalarında kullanılmıştır.

Optimizasyon yöntemlerinden sgd, rmsprop ve adam yöntemleri ile yapılan testlerden elde edilen sonuçlar Çizelge 3.2’de verilmiştir. Bu yöntemler ile yapılan testlerden daha doğru sonuçlar elde edebilmek için testler beş kez tekrar edilmiş ve denemelerin aritmetik ortalamaları bulunmuştur. Çizelge 3.2’de de görüleceği gibi en kararlı ve doğru sonuçlar “adam” optimizasyon yöntemi ile elde edilmiştir.

**Çizelge 3.2** Evrişimli Sinir Ağı Modeli Optimizasyon Yöntemleri

ESA Parametre Çizelgesi – Optimizasyon Yöntemleri						
Optimizasyon	Doğruluk (%)					
	1.Deneme	2.Deneme	3.Deneme	4.Deneme	5.Deneme	Ortalama
sgd	91.64	91.58	92.38	91.95	90.93	91.70
rmsprop	90.61	88.78	90.65	90.15	89.12	89.86
adam	92.17	92.58	92.37	92.86	92.65	92.53

ESA parametrelerinden öğrenme hızı yüksek olduğunda eğitim, verilerden etkilenecek farklılık gösterebilir ve salınımına uğrayabilir. Öğrenme hızını çok küçük bir değerde tutmak ise eğitim için faydalı olsa bile eğitim süresini artırabilir. Optimum öğrenme hızını bulabilmek için kullanılan değerler Çizelge 3.3’te verilmiştir. Yapılan testlerde doğruluk ve test süreleri göz önüne alındığında öğrenme hızı için 0.005 değeri seçilmiştir. 27 kişilik grup için tam bağlantılı katman çıktı boyutu 27 olarak alınmıştır.

**Çizelge 3.3** Evrişimli Sinir Ağı Modeli Öğrenme Hızı

ESA Parametre Çizelgesi – Öğrenme Hızı		
Öğrenme Hızı	Doğruluk (%)	Test Süresi (sn)
0.1	89.54	19.20
0.05	91.50	19.21
0.02	91.86	19.22
0.01	92.24	19.23
0.005	92.56	19.61
0.002	92.55	19.63
0.001	92.55	19.63
0.0001	92.56	19.64

Evrişimli sinir ağı modelinde kullanılacak olan veri setinin bir kısmı sistemin eğitimi için, bir kısmı da sistemin testi için ayrılmalıdır. Eğitim için ayrılacak olan veri seti oranının yüksek olması ile model karmaşık desenleri daha iyi öğrenebilir. Fakat, test için daha az sayıda veri kalacaktır. Eğitim veri sayısının fazla olması için veri setinin %80'i eğitime ayrılabilir, kalan %20 ise test için kullanılır. Yeterli veri seti olması durumunda eğitim için %70, test için %30 veri oranı da tercih edilebilir. Uygulama için kullanılacak 27 sınıflık veri setinde her sınıf için 80 adet görüntü verisi bulunmaktadır. Çizelge 3.4'te eğitim/test verileri için kullanılacak 80/20 ve 70/30 oranları doğruluk sonuçları verilmiştir. Doğruluk oranları için her test beş kez tekrarlanmış ve bu sonuçların aritmetik ortalaması alınmıştır. 80/20 oranı için eğitimin daha iyi sonuç verdiği görülmektedir.

**Çizelge 3.4** Evrişimli Sinir Ağı Modeli Eğitim/Test Veri Oranı

ESA Parametre Çizelgesi – Eğitim/Test Veri Oranı		
Eğitim Veri Oranı (%)	Test Veri Oranı (%)	Doğruluk (%)
80	20	92.26
70	30	91.65

Devir (epoch) sayısı, optimizasyon yöntemi, öğrenme hızı gibi ESA parametrelerinin optimum değerleri Çizelge 3.5'te verilmiştir.

**Çizelge 3.5** Evrişimli Sinir Ağı Modeli Parametreleri

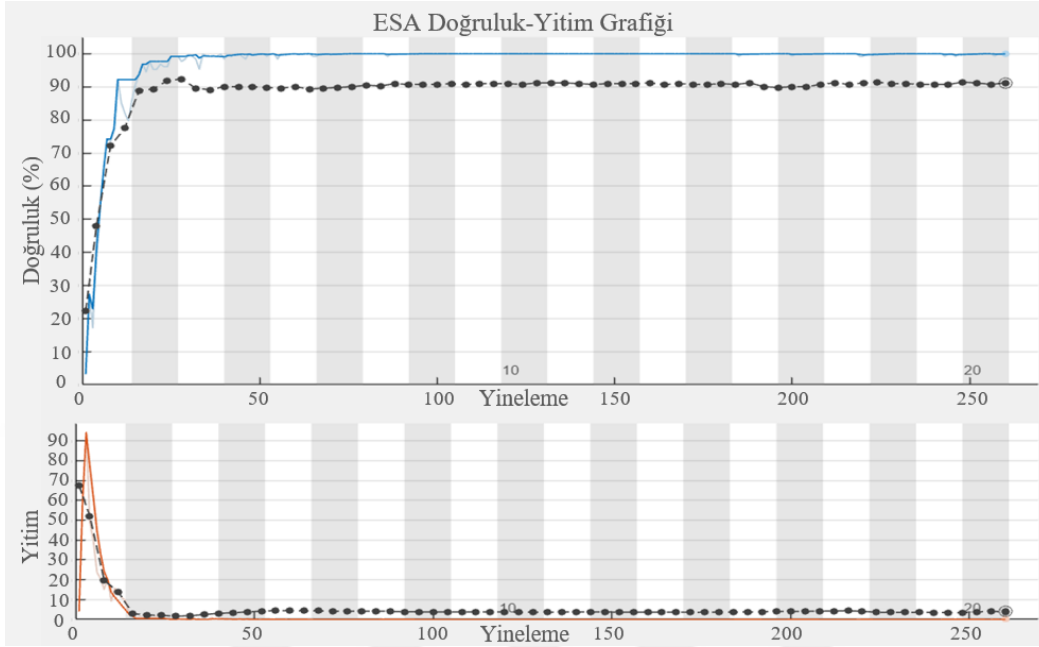
<b>Uygulamada Kullanılan Evrişim Parametreleri</b>	
Devir (Epoch) Sayısı	20
Optimizasyon Yöntemi	adam
Öğrenme Hızı	0.005
Tam Bağlantılı Katman Çıktı Boyutu	27
Karıştırma	Var
Eğitim/Test Veri Oranı (%)	80/20

Sonuçların doğruluğunu artırmak ve optimum ESA parametrelerini bulmak için her test 10 kez tekrarlanmış ve bulunan sonuçların aritmetik ortalaması alınmıştır.

Çizelge 3.5'te verilen parametreler kullanılarak oluşturulan ESA modeli ile yapılan testlerde elde edilen sonuç grafiklerinde üstte yer alan doğruluk grafiğindeki mavi çizgi, eğitim sırasında girilen veri sayısına bağlı olarak doğruluk oranını göstermektedir. Eğitim için girilen görüntü sayısı arttıkça doğruluk oranı da artmaktadır. Kesikli çizgi ise test görüntüleriyle yapılan doğrulama sonucunu göstermektedir. Eğitim veri sayısı arttıkça test sonuçları doğruluk oranı, eğitim verisi doğruluk oranına yaklaşmaktadır. Grafiklerde altta yer alan yitim grafiklerinde, eğitim veri sayısının artması yitim oranını azaltmaktadır. Eğitim görüntü sayısının artması test yitim sayısını azaltmakta ve doğrulama yitim sayısını eğitim yitim sayısına yaklaştırmaktadır.

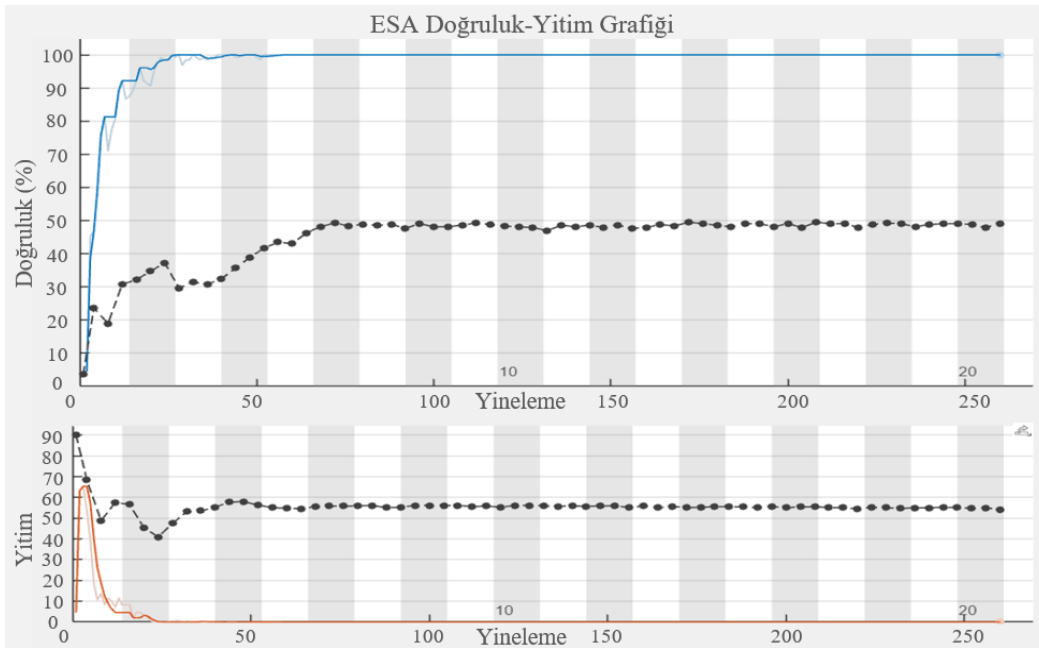
Eğitim için %80 oranında görüntü oranı seçilmiş ve kalan %20'lik görüntü oranı test için kullanılmıştır. TBA modelinde olduğu gibi ESA modelinde yapılan çalışmada da ilk olarak merkez kameradan alınan görüntülerle eğitim işlemi yapılmış; test ve doğrulama işlemi ise merkez kamera, sağ-sol açısız kamera ve karma kamera görüntüleri ile gerçekleştirilmiştir. Daha sonra karma kamera görüntüleri ile eğitim işlemi yapılmış; test ve doğrulama işlemi ise yine aynı şekilde merkez kamera, sağ-sol açısız kamera ve karma kamera görüntüleri ile gerçekleştirilmiştir. 27 kişi için oluşturulan veri setinde her kişi için toplam 80 adet yüz görüntüsü yer almaktadır. 80 adet görüntünün 64 tanesi eğitim, 16 tanesi ise test ve doğrulama işlemi için kullanılmıştır.

Merkez kamera verileriyle eğitilen ve test edilen ESA modeli doğruluk-yitim sonuç grafiği Şekil 3.10'da verilmiştir. Merkez kameradan alınan 80 görüntünün 16'sı test için kullanılmış ve doğruluk oranı %91.60 olarak bulunmuştur.



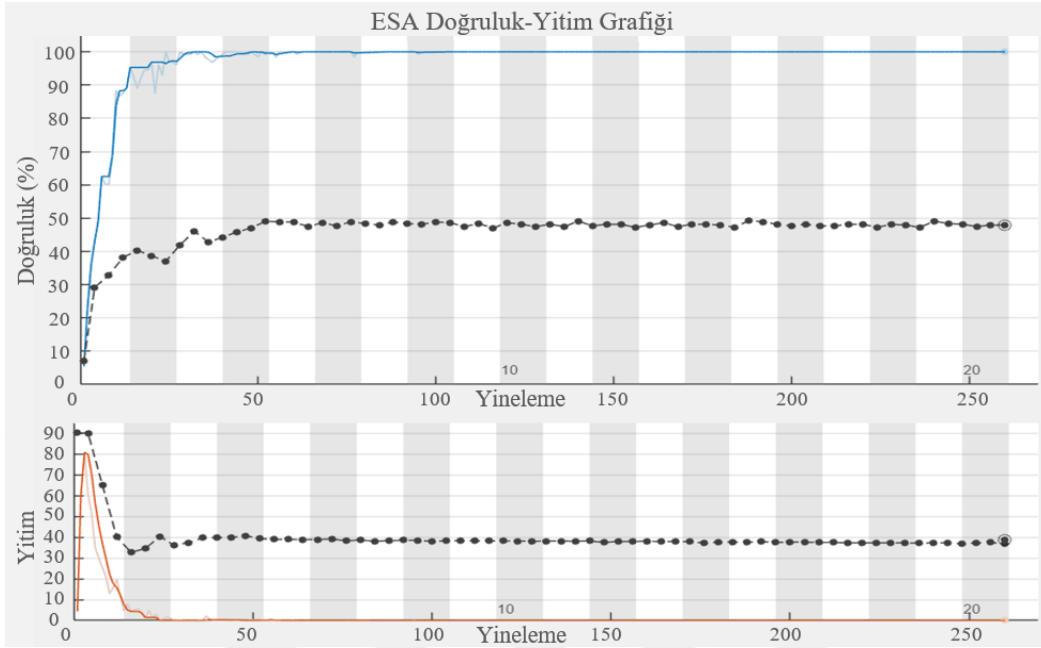
Şekil 3.10 Merkez (Eğitim) - Merkez (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiği

Merkez kamera verileriyle eğitilen ve açısall-sağ kamera verileriyle test edilen ESA modeli doğruluk-yitim sonuç grafiği Şekil 3.11'de verilmiştir. Açısall-sağ kameradan alınan 80 görüntünün 16'sı test için kullanılmış ve doğruluk oranı %49.01 olarak bulunmuştur.



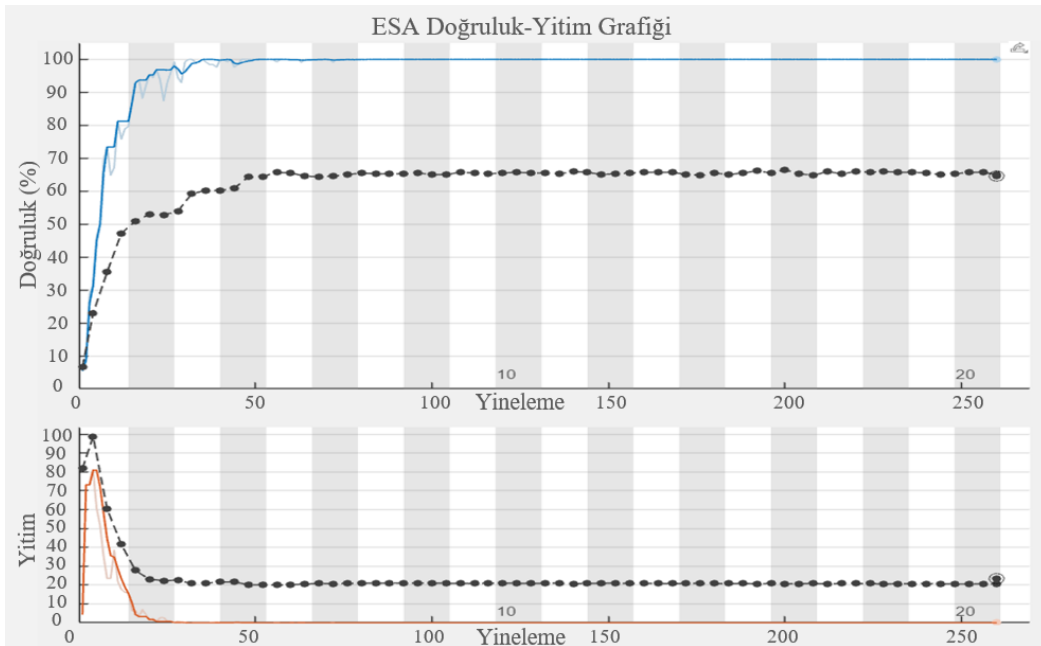
Şekil 3.11 Merkez (Eğitim) - Sağ (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiği

Merkez kamera verileriyle eğitilen ve açısol-sol kamera verileriyle test edilen ESA modeli doğruluk-yitim sonuç grafiđi Őekil 3.12’de verilmiřtir. Açısol-sol kameradan alınan 80 görüntünün 16’sı test için kullanılmıř ve doğruluk oranı %48.78 olarak bulunmuřtur.



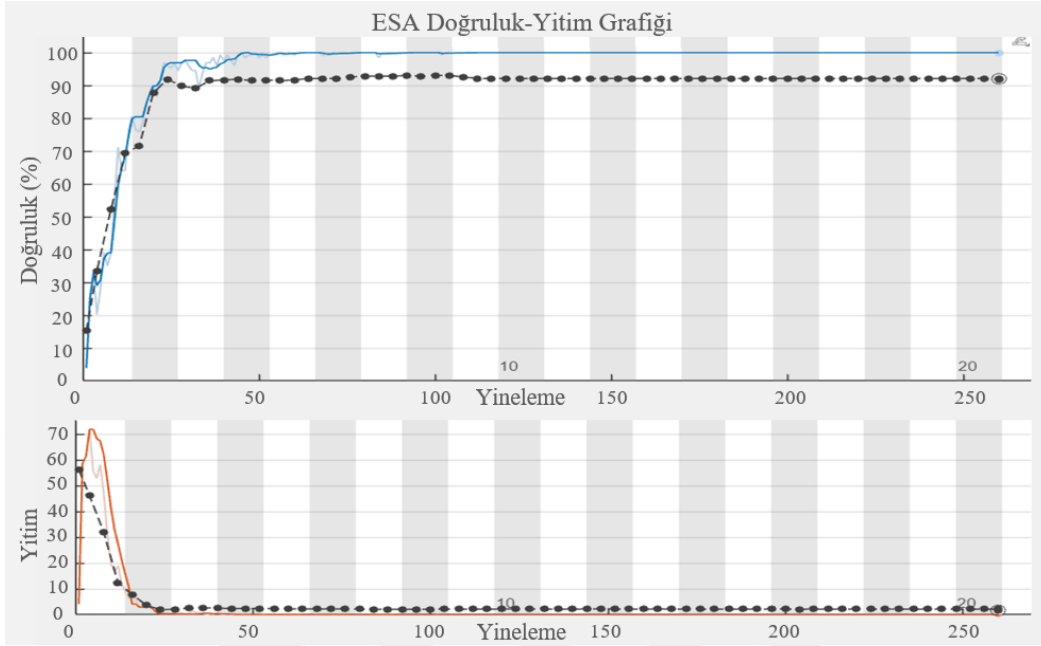
**Őekil 3.12** Merkez (Eđitim) - Sol (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiđi

Merkez kamera verileriyle eğitilen ve karma kamera verileriyle test edilen ESA modeli doğruluk-yitim sonuç grafiđi Őekil 3.13’te verilmiřtir. Karma olarak tüm kameralardan alınan 80 görüntünün 16’sı test için kullanılmıř ve doğruluk oranı %64.20 olarak bulunmuřtur.



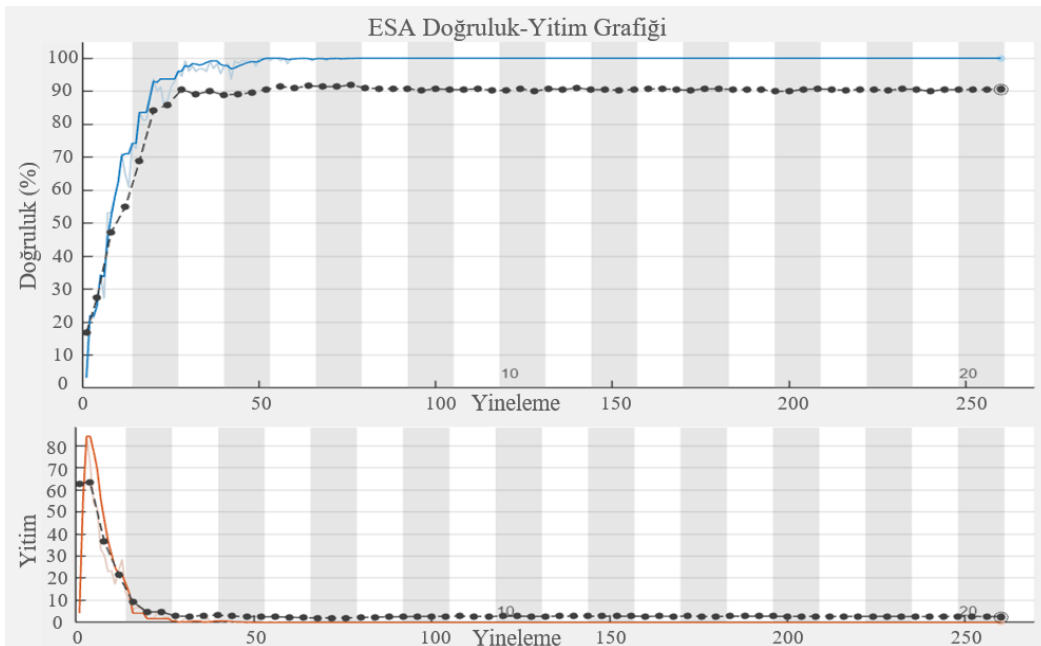
**Őekil 3.13** Merkez (Eđitim) - Karma (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiđi

Karma kamera verileriyle eğitilen ve merkez kamera verileriyle test edilen ESA modeli doğruluk-yitim sonuç grafiği Şekil 3.14'te verilmiştir. Merkez kameradan alınan 80 görüntünün 16'sı test için kullanılmış ve doğruluk oranı %92.75 olarak bulunmuştur.



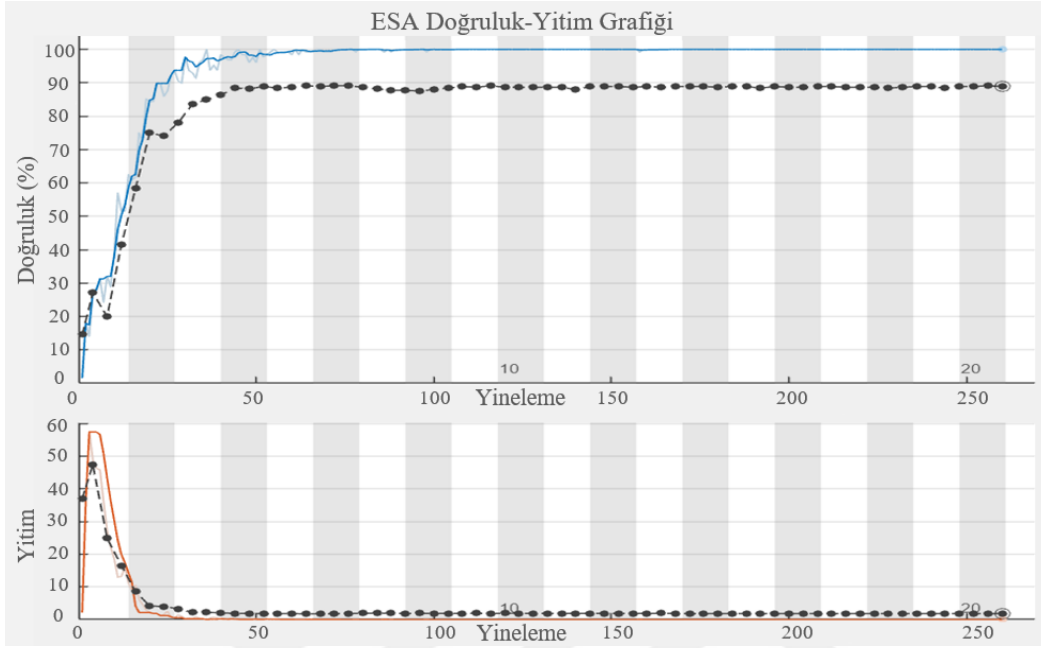
Şekil 3.14 Karma (Eğitim) - Merkez (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiği

Karma kamera verileriyle eğitilen ve açısıl-sağ kamera verileriyle test edilen ESA modeli doğruluk-yitim sonuç grafiği Şekil 3.15'te verilmiştir. Açısıl-sağ kameradan alınan 80 görüntünün 16'sı test için kullanılmış ve doğruluk oranı %91.05 olarak bulunmuştur.



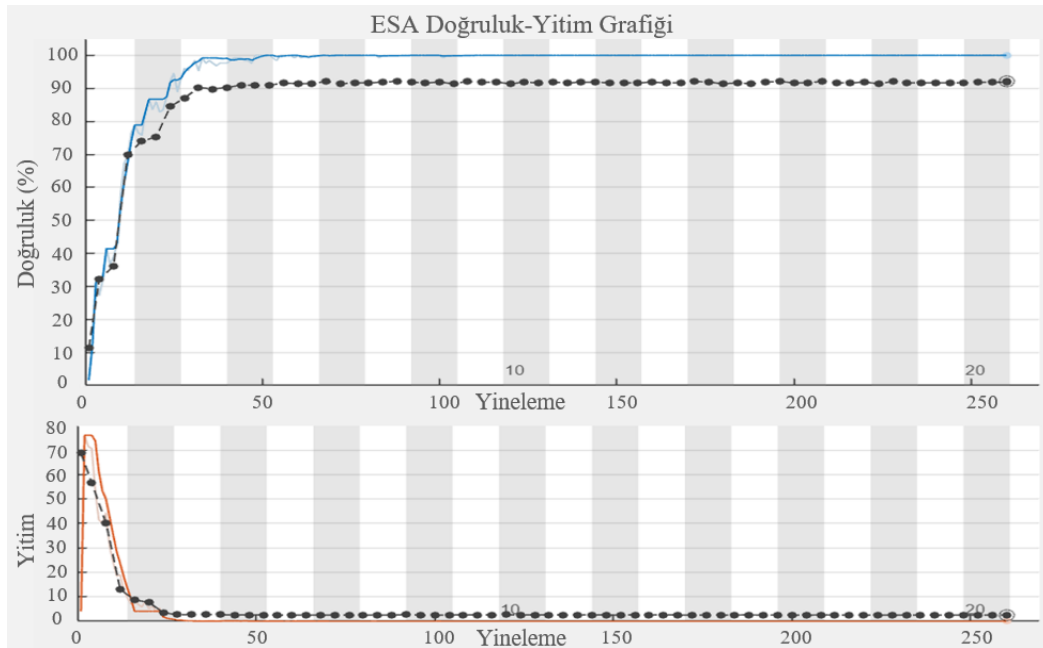
Şekil 3.15 Karma (Eğitim) - Sağ (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiği

Karma kamera verileriyle eğitilen ve açısol-sol kamera verileriyle test edilen ESA modeli doğruluk-yitim sonuç grafiđi Őekil 3.16’da verilmiřtir. Açısol-sol kameradan alınan 80 görüntünün 16’sı test için kullanılmıř ve doğruluk oranı %91.51 olarak bulunmuřtur.



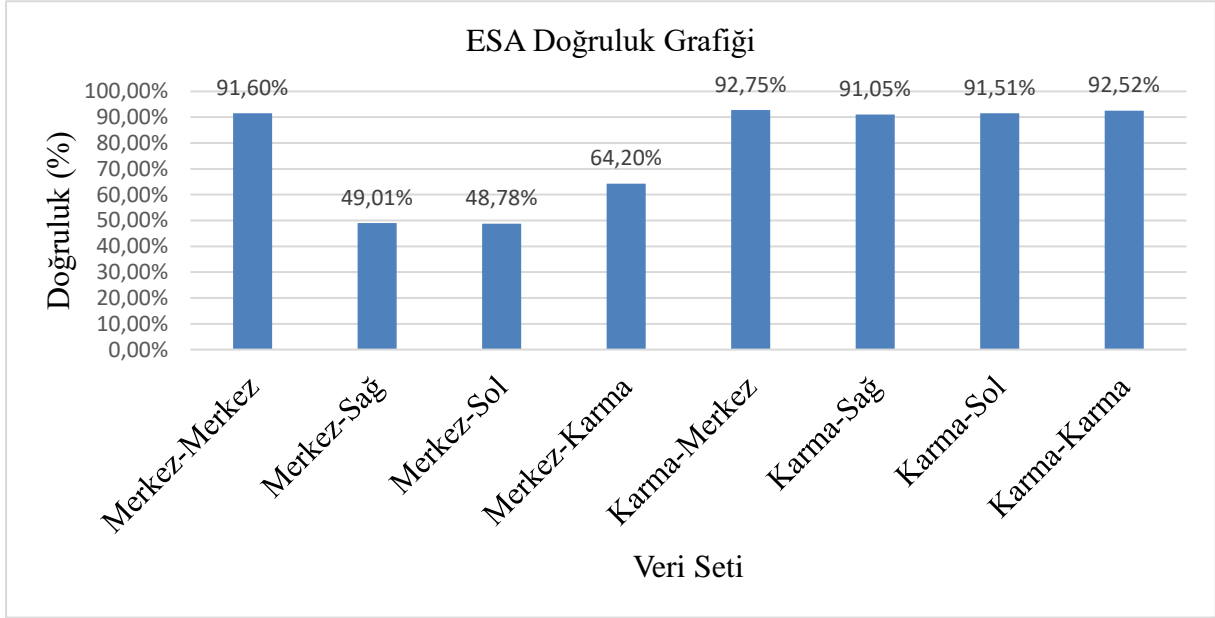
Őekil 3.16 Karma (Eđitim) - Sol (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiđi

Karma kamera verileriyle eğitilen ve karma kamera verileriyle test edilen ESA modeli doğruluk-yitim sonuç grafiđi Őekil 3.17’de verilmiřtir. Karma olarak tüm kameralardan alınan 80 görüntünün 16’sı test için kullanılmıř ve doğruluk oranı %92.52 olarak bulunmuřtur.



Őekil 3.17 Karma (Eđitim) - Karma (Test) Kamera Verileri (ESA) Sonuç Grafiđi

Yapılan uygulamada karma kamera görüntüleri ile elde edilen ESA modeli sonuçları Şekil 3.18’de verilmiştir. Merkez, sağ, sol kamera görüntüleri ve karışık görüntüler için elde edilmiş doğruluk oranları sütun grafiğinde yer almaktadır. Sonuçlar elde edilirken her test 10 kez tekrarlanmış ve bulunan sonuçların aritmetik ortalaması alınmıştır.



Şekil 3.18 Veri Setleri için ESA Doğruluk Sonuç Grafiği

## BÖLÜM 4

### SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Temel bileşen analizi (TBA) ve evrişimli sinir ağı (ESA) modelleriyle gerçekleştirilen uygulamada elde edilen sonuçlara bakıldığında ESA modelinin sonuçlarının TBA modeli sonuçlarına göre daha yüksek olduğu görülmektedir. ESA modeli, yüz görüntüsü özelliklerini öğrenerek ve bağlantılı katmanlar ile görüntünün hangi sınıfa ait olduğunu bularak daha iyi bir performans göstermiştir. Bu sonuçlar Çizelge 4.1’de gösterilmiştir.

**Çizelge 4.1** TBA-ESA Sonuç Karşılaştırma Çizelgesi

TBA ve ESA Doğruluk Sonuçları			
Eğitim/Test Veri Seti		Doğruluk (%)	
Eğitim Verisi	Test Verisi	TBA	ESA
Merkez	Merkez	72.64	91.60
Merkez	Açısal-sağ	32.27	49.01
Merkez	Açısal-sol	34.88	48.78
Merkez	Karma	50.23	64.20
Karma	Merkez	72.68	92.75
Karma	Açısal-sağ	70.83	91.05
Karma	Açısal-sol	70.37	91.51
Karma	Karma	71.07	92.52

Merkez kameradan alınan verilerle eğitilen TBA ve ESA modelleri açısal kameralarla test edildiğinde, doğruluk oranlarının çarpıcı bir biçimde düştüğü görülmektedir. Ancak, merkez kameradan alınan verilerle eğitilen modellerin açısal kamera görüntülerinin de yer aldığı karma görüntülerle test edildiğinde doğruluk oranının arttığı görülmüştür. Karma olarak tüm kameralardan alınan verilerle eğitilen modellerin test sonuçlarına bakıldığında ise açısal kamera

görüntüleri de dahil olmak üzere tüm test verilerinde doğruluk sonuçlarının daha kararlı ve yüksek olduğu görülmektedir.

Elde edilen sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde, bu tez çalışmasında kullanılan açısız kameraların da yer aldığı çoklu kamera sistemiyle alınan görüntü verileriyle düzgün bir şekilde eğitilen evrişimli sinir ağı modelinin doğruluk oranının oldukça yüksek olduğu görülmektedir. Ancak, yüksek doğruluk sağlanırken, toplam işlem süresi ve yüksek veri boyutları da göz ardı edilmemelidir.



## KAYNAKLAR

- [1] **Kumar A, Yadav RK, Saini DJB** (2023) Create and Implement a New Method for Robust Video Face Recognition Using Convolutional Neural Network Algorithm. *Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy* 5:100241.
- [2] **Konak ES** (2023) Bilgisayar Destekli Yüz Tanıma Sistem Tasarımı. *Yüksek Lisans Tezi*, İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, İstanbul, 72 s.
- [3] **Kaplan A** (2018) Gerçek ve Yarı Gerçek Zamanlı Yüz Tespit Etme. *Yüksek Lisans Tezi*, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Elazığ, 61 s.
- [4] **Kortli Y, Jridi M, Al Falou A, Atri M** (2020) Face Recognition Systems: A Survey. *Sensors* 20:342.
- [5] **Yang H, Wang XA** (2016) Cascade Classifier for Face Detection. *Journal of Algorithms & Computational Technology*, 10:187–197.
- [6] **Viola P, Jones M** (2001) Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features. *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 511–518.
- [7] **Ouerhani Y, Alfalou A, Brosseau C** (2017) Road Mark Recognition Using HOG-SVM and Correlation. *Optics and Photonics for Information Processing*, 119–126.
- [8] **Rettkowski J, Boutros A, Göhringer D** (2017) HW/SW Co-Design of the HOG Algorithm on a Xilinx Zynq SoC. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 109:50–62.
- [9] **Seo HJ, Milanfar P** (2011) Face Verification Using the LARK Representation. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 6:1275–1286.
- [10] **Shah J, Sharif M, Raza M, Azeem A** (2013) A Survey: Linear and Nonlinear PCA Based Face Recognition Techniques. *International Arab Journal of Information Technology*, 10: 536–545.
- [11] **Wang Q, Alfalou A, Brosseau C** (2017) New Perspectives in Face Correlation Research: A Tutorial. *Advances in Optics and Photonics*, 9: 1–78.
- [12] **Pasandi M, Esmaeel M** (2014) Face, Age and Gender Recognition Using Local Descriptors. *Ph.D. Thesis*, University of Ottawa, Electrical Engineering and Computer Science, Canada, 98 s.

## KAYNAKLAR (devam ediyor)

- [13] **Ouerhani Y, Jridi M, Alfalou A, Brosseau C** (2013) Optimized Pre-Processing Input Plane GPU Implementation of an Optical Face Recognition Technique Using a Segmented Phase Only Composite Filter. *Optics Communications*, 289:33–44
- [14] **Alfalou A, Brosseau C** (2010) Understanding Correlation Techniques for Face Recognition: From Basics to Applications. *InTech*, 353-380.
- [15] **Napoléon T, Alfalou A** (2014) Local Binary Patterns Preprocessing for Face Identification/Verification Using the VanderLugt Correlator. *Optical Pattern Recognition*, 30–35.
- [16] **Schroff F, Kalenichenko D, Philbin J** (2015) FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference*, 815–823.
- [17] **Kambi Beli IL, Guo C** (2017) Enhancing Face Identification Using Local Binary Patterns and K-Nearest Neighbors. *Journal of Imaging*, 3:37.
- [18] **Shokouhes GS** (2013) Gerçek Zamanlı Sayısal Görüntü İşleme ve Örüntü Tanıma Tekniklerinin Araştırılması ve Uygulanması. *Yüksek Lisans Tezi*, Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Ankara, 80 s.
- [19] **Goldstein AJ, Harmon LD, Lesk AB** (1971) Identification of human faces. *Proceedings of the IEEE*, 59:748–760.
- [20] **Sirovich L, Kirby M** (1987) Low-Dimensional Procedure for the Characterization of Human Faces. *Journal of the Optical Society of America*, 4:519–524.
- [21] **Turk MA, Pentland AP** (1991b) Face Recognition Using Eigenfaces. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Proceedings*, 586–591.
- [22] **Sherrah J, Gong S, Ong EJ** (2001) Face Distributions in Similarity Space Under Varying Head Pose. *Image and Vision Computing*, 19:807–819.
- [23] **Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M** (2006) Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28:2037–2041.
- [24] **Geetha A, Ramalingam V, Palanivel S, Palaniappan B** (2009) Facial Expression Recognition – A Real Time Approach. *Expert Systems with Applications*, 36:303–308.
- [25] **Kim JM, Kim KH, Song MK** (2009) Real Time Face Detection and Recognition Using Rectangular Feature Based Classifier and Modified Matching Algorithm. *Fifth International Conference on Natural Computation*, 171–175.
- [26] **Trigueros DS, Meng L, Hartnett M** (2018) Face Recognition: From Traditional to Deep Learning Methods.

## KAYNAKLAR (devam ediyor)

- [27] Turk M, Pentland A (1991a) Eigenfaces for Recognition. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 3:71–86.
- [28] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE (2017) ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Communications of the ACM*, 60(6):84–90.
- [29] Taleb I, Amine Ouis ME, Mammam MO (2014) Access Control Using Automated Face Recognition: Based on the PCA & LDA Algorithms. *4th International Symposium ISKO-Maghreb: Concepts and Tools for Knowledge Management*, 1–5.
- [30] Oloyede MO, Hancke GP, Myburgh HC (2020) A Review on Face Recognition Systems: Recent Approaches and Challenges. *Multimedia Tools and Applications*, 79(37-38): 27891–27922.
- [31] Baştürk A, Yuğnak Z, Ketencioğlu H, Yüksel ME (2006) Gabor Dalgacıkları ve Temel Bileşen Analizi Kullanarak Tekstil Kumaşlarında Hata Denetimi. *Eleco*, 222-226.
- [32] Yaing, T (2022) A Review of Traditional and Contemporary Face Recognition Methods. *International Journal of Information Technology Project Management*, 27(4):1-35.
- [33] Daugman JG (1988) Complete Discrete 2-D Gabor Transforms by Neural Networks for Image Analysis and Compression. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 36:1169–1179.
- [34] Taye MM (2023) Theoretical Understanding of Convolutional Neural Network: Concepts, Architectures, Applications, Future Directions. *Computation*, 11:52.
- [35] Göze H, Yıldız O (2022) Video Görüntülerinde Gerçek Zamanlı Yüz Tanıma ve Zaman İşaretleme için Yeni Bir Derin Öğrenme Modeli. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 15:167–175.
- [36] Akalın V (2003) Using Eigenfaces and Neural Networks. *Yüksek Lisans Tezi*, Ortadoğu Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Ankara, 91 s.
- URL-1 < <https://medium.com/sfu-cspmp/an-introduction-to-convolutional-neural-network-cnn-207cdb53db97>>, Ziyaret tarihi: 01.06.2024.
- URL-2 < <https://cam-orl.co.uk/facedatabase.html>>, Ziyaret tarihi: 05.06.2024.



## ÖZGEÇMİŞ

Fatih ÇAVDARCI: İlk ve orta öğrenimini Ankara'da tamamladı. Ankara Kayabayazıtöđlu Lisesinden mezun olduktan sonra 1999 yılında Gaziantep Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliđi bölümüne girdi. 2005 yılında Elektrik-Elektronik Mühendisliđi bölümünden mezun oldu. 2021 yılında Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsünde yüksek lisans eğitime başladı.

