

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**GÖRÜNTÜ İŞLEME VE MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİYLE
SUÇLU TESPİTİNE YÖNELİK BİR YÜZ TANIMA
SİSTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ**

Salih Taha Alperen ÖZÇELİK

Yüksek Lisans Tezi

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
Elektrik Elektronik Mühendisliği Teknolojileri programı

HAZİRAN, 2021

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Elektrik Elektronik Mühendisliği Teknolojileri programı
Yüksek Lisans Tezi

**GÖRÜNTÜ İŞLEME VE MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİYLE
SUÇLU TESPİTİNE YÖNELİK BİR YÜZ TANIMA
SİSTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ**

Tez Yazarı
Salih Taha Alperen ÖZÇELİK

Danışman
Prof. Dr. Melih Cevdet İNCE

HAZİRAN, 2021
ELAZIĞ

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Elektrik Elektronik Mühendisliği Teknolojileri Programı

Yüksek Lisans Tezi

Başlığı: Görüntü İşleme ve Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Suçlu Tespitine
Yönelik Bir Yüz Tanıma Sisteminin Geliştirilmesi

Yazarı: Salih Taha Alperen ÖZÇELİK

İlk Teslim Tarihi: 16.5.2021

Savunma Tarihi: 17.6.2021

TEZ ONAYI

Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına göre hazırlanan bu
tez aşağıda imzaları bulunan jüri üyeleri tarafından değerlendirilmiş ve akademik
dinleyicilere açık yapılan savunma sonucunda OYBİRLİĞİ ile kabul edilmiştir.

İmza

Danışman: Prof. Dr. Melih Cevdet İNCE Onayladım
Turgut Özal Üniversitesi, Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi

Başkan: Prof. Dr. Abdülkadir ŞENGÜR Onayladım
Fırat Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi

Üye: Dr. Öğr. Üyesi Ömer Faruk ALÇİN Onayladım
Turgut Özal Üniversitesi, Mühendislik Ve Mimarlık Fakültesi

Bu tez, Enstitü Yönetim Kurulunun/...../20..... tarihli toplantısında tescillenmiştir.

İmza
Doç. Dr. Kürşat Esat ALYAMAÇ
Enstitü Müdürü

BEYAN

Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım “Görüntü İşleme Yöntemiyle Suçlu Tespiti ve Uyarı Sisteminin Geliştirilmesi” yüksek lisans tezimin içindeki bütün bilgilerin doğru olduğunu, bilgilerin üretilmesi ve sunulmasında bilimsel etik kurallarına uygun davrandığımı, kullandığım bütün kaynakları atıf yaparak belirttiğimi, maddi ve manevi desteği olan tüm kurum/kuruluş ve kişileri belirttiğimi, burada sunduğum veri ve bilgileri unvan almak amacıyla daha önce hiçbir şekilde kullanmadığımı beyan ederim.

17.06.2021

Salih Taha Alperen ÖZÇELİK



ÖNSÖZ

Yaptığım tüm çalışmalarda desteklerini hiç esirgemedi, her an zaman mekân farketmeksizin yanımda ve arkamda olan, bilime ve dünyaya bakış açımı değiştiren danışman hocam Prof. Dr. Melih Cevdet İNCE'ye teşekkür ederim.

Salih Taha Alperen ÖZÇELİK
ELAZIĞ, 2021



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	iv
İÇİNDEKİLER	v
ÖZET	vi
ABSTRACT	vii
ŞEKİLLER LİSTESİ	viii
TABLolar LİSTESİ	x
SİMGELER	xi
KISALTMALAR	xii
1. GİRİŞ	1
1.1. Tezin Amacı.....	2
1.2. Tezin Yapısı.....	2
2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR.....	3
3. YÜZ TANIMA.....	9
3.1. Yüz Tanıma Teknikleri	9
3.1.1. Görünüme Dayalı İki Boyutlu Yüz Tanıma	10
3.1.2. Model Tabanlı İki Boyutlu Yüz Tanıma	14
3.1.3. İki Boyutlu Yüz Tanıma Değerlendirmesi	15
3.2. Üç Boyutlu Yüz Tanıma Teknikleri.....	15
3.3. Cinsiyet Sınıflandırma Tekniklerinin Gözden Geçirilmesi	16
3.4. İfade Çeşitliliği Altında Yüz Tanımanın İncelemesi.....	19
3.5. Yüz Tanıma Sistemlerinin İncelenmesi	20
3.6. Üç Boyutlu Yüz Tanımanın Zorlukları	21
4. ÖNERİLEN YÜZ TANIMA SİSTEMİ	29
4.1. Deneyler	55
5. SONUÇ.....	62
KAYNAKLAR.....	64
ÖZGEÇMİŞ	

ÖZET

Görüntü İşleme ve Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Suçlu Tespitine Yönelik Bir Yüz Tanıma Sisteminin Geliştirilmesi

Salih Taha Alperen ÖZÇELİK

Yüksek Lisans Tezi

FIRAT ÜNİVERSİTESİ
Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Elektrik Elektronik Mühendisliği Teknolojileri Programı
Haziran 2021, Sayfa xii+68

Teknolojik gelişmelerin artması, caydırıcılığı sayesinde suç oranlarını azaltmıştır. Günümüzde güvenlik kameralarının çok yaygın oluşu insanların suç işlenmesi konusunda caydırıcı özelliğe sahiptir. Fakat kameralar günümüz teknolojisi ile tam bütünleşmiş bir şekilde kullanılmadığından bu tez çalışılmasında bu konu üzerine yoğunlaşmıştır.

Görüntü işleme bir görüntüyü sayısal bilgiye dönüştürmek, görüntü üzerinde işlemler yapmak ve yararlı olan bazı bilgiler için kullanılan bir yöntemdir. Görüntü işleme tekniklerini kullanarak yüz tanıma uygulaması gerçekleştirilebilir. Bu çalışma vasıtasıyla sabıkasız olan tüm şüpheli şahısların yüzleri bir veri tabanında kaydedilecek ve bu sabıkalı olan insanlardan aranmakta olan şüpheli şahıslar herhangi bir konumda güvenlik kamerası tarafından tespit edildiğinde, yüz tanıma teknolojisi vasıtasıyla şüphelinin yüzü tespit edilecek ve kamera konumu ilgili emniyet birimlerine bildirilecek. Böylece şüphelinin yeri ilgili emniyet birimi tarafından öğrenilip kısıtlayıcı yakalanabilmesine olanak sağlanacaktır. Bu çalışma sayesinde intikam niyetli olarak hapisneden ayrılıp saldırgan kafa yapısında olan suçluların tekrar suç işlemesinin önüne geçilmesi, çoğunlukla bu durumda olan kadınlar olduğundan kadın cinayetlerinin dünya üzerinde azaltılması hedeflenmektedir. Ancak yüz tespitinde yüzün kapatılması ve yüzün yarısının görünmesi gibi problemler çalışmanın en zor ve sınırlayıcı kısımlarıdır.

Anahtar Kelimeler: Görüntü İşleme, Yüz tanıma, Viola-Jones Algoritması, Yüz Tanıma, Adaboost Algoritması, Makine Öğrenmesi

ABSTRACT

Development of a Face Recognition System for Criminal using Image Processing and Machine Learning

Salih Taha Alperen ÖZÇELİK

Master's Thesis

FIRAT UNIVERSITY
Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electrical and Electronics Engineering
Electrical and Electronics Engineering Technologies
June 2021, Page xii+68

The increase in technological developments has reduced the crime rates thanks to its deterrence. The fact that security cameras are very common today has a deterrent feature for people from committing crimes. However, since cameras cannot be used fully integrated with today's technology, this subject has been focused on in this thesis study.

Image processing is a method used to transform an image into digital information, perform operations on the image, and some useful information. Face recognition application can be performed using image processing techniques. Through this study, the faces of all criminals with a criminal record will be recorded in a database, and when the criminals who are being searched from these criminals are detected by the security camera at any location, the face of the criminal will be detected through face recognition technology and the camera location will be reported to the relevant police units. Thus, the location of the criminal will be learned by the relevant police unit and it will be possible to be caught by the police. Thanks to this study, it is aimed to prevent criminals with aggressive mind from leaving prison with the intention of revenge from committing crimes again, and to reduce the number of femicides in the world since women are mostly in this situation. However, the most difficult and limiting parts of the study are the problems such as closing the face and seeing half of the face in face detection.

Keywords: Image Processing, Face Recognition, Viola-Jones Algorithm, Adaboost Algorithm, Machine Learning

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa

Şekil 1.1.	Biyometrik Yöntemler	1
Şekil 1.2.	Popüler Biyometri Yöntemlerinin Dağılımı	1
Şekil 2.1.	Kedi, Köpek ve ördeğin CNN algoritmasıyla ayrımının yapılması	3
Şekil 3.1.	Çeşitli bölgelerdeki ayırt edici özelliklerin gösterimi	11
Şekil 3.2.	Bir kişiden çıkarılan çıkıntı çizgilerinin bir örneği	11
Şekil 3.3.	Merkezi dikey profilin çıkarılmasına bir örnek.....	12
Şekil 3.4.	üz Yüzeyi ve profil eğrisi için görüntü	13
Şekil 3.5.	Saç ve boyun bağından cinsiyet sınıflandırılması için örnekler.....	18
Şekil 3.6.	Yüz tanıma sisteminin akış şeması	21
Şekil 3.7.	1-D Hidden Markov Model	23
Şekil 3.8.	Pseudo 2-D Hidden Markov Model	24
Şekil 3.9.	Tespit Edilemeyen Hataların Ve Bilinmeyen Kişilerin Reddedilmesi.....	27
Şekil 4.1.	Veritabanına Eğitimini Gerçekleştirdiğimiz Bir Yüzün 10 Adet görüntüsü	29
Şekil 4.2.	Eğiticinin Çalışma Aşamaları	30
Şekil 4.3.	Kademeli Sınıflandırıcının Eğitimi	30
Şekil 4.4.	Dikey ve 45° döndürülmüş dikdörtgen örneği	32
Şekil 4.5.	Basit Haar benzeri ve merkez çevresel özelliklerin prototipleri	33
Şekil 4.6.	Göz kapağına ilişkin elde edilen özellikler	33
Şekil 4.7.	Yüz Hatları kullanılarak elde edilen bazı özellikler	34
Şekil 4.8.	Burun ve dudağa ilişkin elde edilen bazı özellikler	35
Şekil 4.9.	Göz ve Kaşlara İlişkin Elde Edilen Bazı Özellikler	36
Şekil 4.10.	Çevrelenen algılama penceresine göre gösterilen örnek dikdörtgen özellikleri.....	40
Şekil 4.11.	Dört Sıra Dikdörtgen Referansının Hesaplanma Şeması	41
Şekil 4.12.	Göz Bölgesinin Burun ve Yanak Bölgesinin Daha Koyu Olduğunu Belirten İlk Özellik	43
Şekil 4.13.	Gözlerin Burun Köprüsünden Daha Koyu Olduğunu Belirten İkinci Özellik	44
Şekil 4.14.	Algılama Kademesinin Şematik Gösterimi.....	45
Şekil 4.15.	Farklı kullanım için dairesel simetrik komşu setleri	47
Şekil 4.16.	<i>LBP8, Rri</i> ’nin dairesel simetrik komşu kümesinde meydana gelen 32 eşsiz dönüş ve değişmez ikili model	49
Şekil 4.17.	Bir Yüzün Yerel Durumu Algılanınca Ortaya Çıkan Algılama Çerçevesi	50
Şekil 4.18.	Nesne Merkezli Dikdörtgen Özellikler	51
Şekil 4.19.	Yerel Durum Dikdörtgen özellikleri	51
Şekil 4.20.	Yüz Tanıma Esnasında Çıkarılan Özelliklerin İşaretlenmesi.....	53
Şekil 4.21.	Yüz Tanıma Esnasında Çıkarılan Özelliklerin İşaretlenmesi.....	53
Şekil 4.22.	Gerçek Zamanlı Bir Kayıta Yüz Özelliklerinin Takip Edilmesi	54

Şekil 4.23.	Veri Tabanındaki Bir Yüzle Gerçek Zamanlı Bir Görüntüde Yakalanan Yüzün Eşleşmesi.....	55
Şekil 4.24.	Veri tabanı(1).....	56
Şekil 4.25.	Veri Tabanı 2	57
Şekil 4.26.	Gece açık hava ortamında gerçekleştirilen deney sonuçları	58
Şekil 4.27.	Kapalı ortamda gerçekleştirilen deney sonuçları	58
Şekil 4.28.	Açık hava iyi ışık koşullarında gerçekleştirilen deney sonuçları	59
Şekil 4.29.	Bir yanlış pozitif örneği	59
Şekil 4.30.	Veri tabanında gözlüksüz olan bir deneğin gözlükle tanınma denemesi	60
Şekil 4.31.	Veri tabanında sakallı olan bireyin sakalsız ve bıyıklı fotoğraflarla denenmesi	60
Şekil 4.32.	Veri tabanında maskesiz olan bireyin maskeli haliyle denenmesi	61
Şekil 4.33.	Güneş gözlüğü ile gerçekleştirilen deneyde ortaya çıkan yanlış pozitif	61



TABLÖLAR LİSTESİ

Sayfa

Tablo 3.1. Üç boyutlu resimlerde cinsiyet sınıflandırılmasındaki diğer yöntemler	18
Tablo 3.2. Eğitim esnasındaki sıralamada sınıf yerlerinin test sırasındaki mutlak farkı	26



SİMGELER

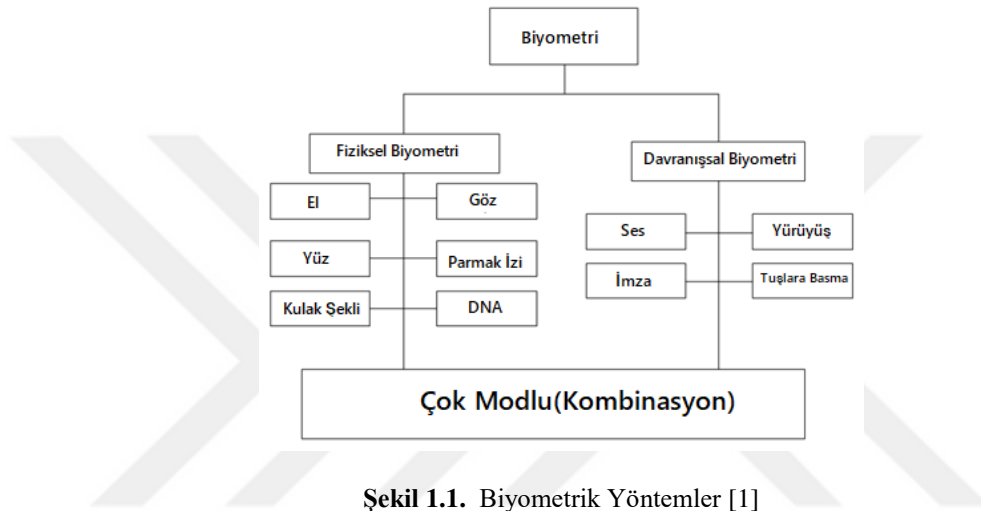
Q	:HMM’de durum sayısı
$A = [a_{ij}]$	: Geçiş olasılığı matrisi
μ_{kj}	: Fotoakım
λ	: Ortaya koyulan model
$P(O, \lambda_i)$	: Gözlem dizisi olasılığı
$P(O)$	: Koşulsuz olasılık
p	: Çıktı olasılığı
λ_i	: Özdeğer
μ_i	: Özvektör
Φ	: Kovaryans matrisi
w	: İzdüşüm matrisi
a_i^p	: Düşük boyutlu alt uzay
X_{test}	: Test vektörü
p_j	: İşaret yönü
h_j	: Zayıf sınıflandırıcı
f_j	: Zayıf sınıflandırıcıya bağlı bir özellik
ϵ_t	: Hata oranı
g_c	: Merkez pikselinin gri değeri
g_p	: Dairesel simetrik komşuluğun gri değeri
T	: Ortak fark dağılımı

KISALTMALAR

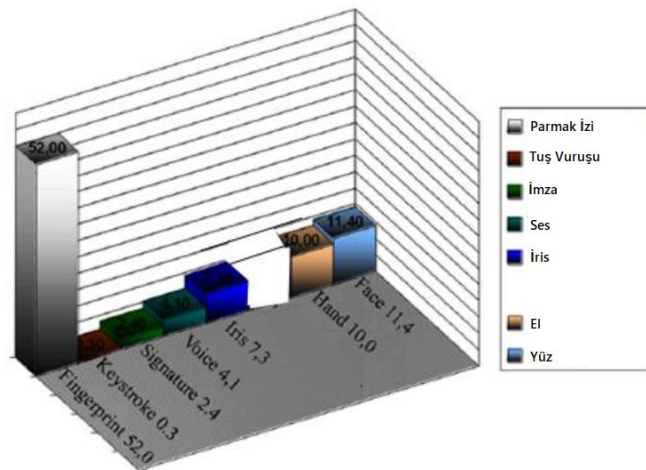
CNN	: Evrişimsel Sinir Ağı
YTF	: Youtube Face
LFW	: Labelled Face with Wild
ICP	: Yinelemeli En yakın Nokta Yöntemi
PCA	: Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis)
SVM	: Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine)
LDA	: Lineer Diskriminant Analizi
2D	: İki Boyutlu
2,5D	: İki Buçuk Boyutlu
3D	: Üç Boyutlu
CCTV	: Kapalı Devre Televizyon (Close Circuit Television)
ICA	: Bağımsız Bileşen Analizi (Independent Component Analysis)
EGI	: Genişletilmiş Gauss Görüntüsü(Extended Gauss Image)
AGM	: Aktif Görüntü Modeli
SEXNET	: İnsanların yüzünden cinsiyetini tanıyan bir yapay sinir ağı
RBF	: Radyal Temel Fonksiyon (Radial Basis Function)
NN	: Sinir Ağı (Neural Network)
KSR	: Çekirdek Spektral Regresyon (Kernel Spectral Regression)
GA	: Genetik Algoritması (Genetic Algorithm)
KNN	: K En Yakın Komşu (K Nearest Neighbors)
DCT	: Ayrık Kosinüs Dönüşümü (Discrete Cosinus Transform)
HMM	: Gizli Markov Modeli (Hidden Markov Model)
MPEG4	: Hareketli Görüntü Uzmanları Birliği (Moving Pictures Experts Group)
TAT	: Toplanmış Alan Tablosu
LBP	: Yerel İkili Kalıp (Local Binary Pattern)
RILEM	: Uluslararası Bina Malzemeleri, Sistemleri ve Yapıları Uzmanları ve Laboratuvarları Birliği

1. GİRİŞ

Toplum için zararlı veya tehlikeli olarak algılanan kanunlar tarafından zararlı veya yıkıcı olduğu kanun tarafından da onaylanmış eyleme suç denir. Eylemi gerçekleştiren kimseye suçlu adı verilir. Şüpheli şahısların tanınması için biyometri alanına odaklanılmaktadır. Biyometri, Şekil 1.1'de gösterildiği gibi iki farklı gruba ayrılabilir. Fizyolojik biyometri, el ve yüz geometrisi, iris ve parmak izi desenleri gibi özellikleri baz alır.



Davranışsal biyometri ise ses üzerindeki standart ölçümlerden tanıma, imza eşleşmesi, yürüyüş eşleştirilmesi gibi özelliklerden faydalanır. Davranışsal biyometri, duygu ve duruş gibi birçok faktörden etkilendiği için günümüzdeki biyometri sistemlerinin çoğu fizyolojik biyometriyi kullanır.



Şekil 1.2. Popüler Biyometri Yöntemlerinin Dağılımı [2]

Şekil 1.2’de görüldüğü gibi en yaygın olarak kullanılan biyometri %52 ile parmak izi biyometrisidir. Yüz biyometrisi de araştırmacılar tarafından yaygın olarak kullanılmakta olup %10 ile üçüncü sırada yer alıyor. Fizyolojik biyometrilere en önemlilerinden biri olan yüz biyometrisi, sadece doğal ve güvenilir değil aynı zamanda da kullanıcılar tarafından kolayca kabul edilebilir bir yöntemdir.

1.1. Tezin Amacı

Çalışmamızda amaç; şüpheli şahısların, aranan konumunda oldukları zaman, güvenlik kameralarından tespit edilmesidir. Bunun için yüz biyometrisine başvurulmuştur. Yüz biyometrisine göre şüpheli şahısların tanınması için görüntü işleme ile yüz tanıma yöntemini kullanılacaktır. Yüz biyometrisinin diğer biyometrilere göre avantajı, günümüzde yaygın olarak çoğu yerde bulunan güvenlik kameraları tarafından insanların yüzü her an kaydedildiği için çok geniş ve rahat erişilebilir bir veri tabanına sahip olmasıdır. Sabıka kaydı olan insanların yüzü bir veri tabanı olarak kaydedilecektir. Yüzü veritabanında bulunan ve hâlihazırda aranan bir şüpheli şahsın anlık tüm güvenlik kameralarından taranıp yerinin tespit edilmesine ve emniyet birimlerine şüphelinin yerinin bildirilmesine olanak sağlayacaktır. Böylelikle işlenmesi yakın bir suçun önlenmesine olanak doğacaktır. Bu sayede hapisneden kaçan eski eş tarafından, cinayete kurban giden kadınların sayısının azaltılabileceğine dikkat çekilmiştir.

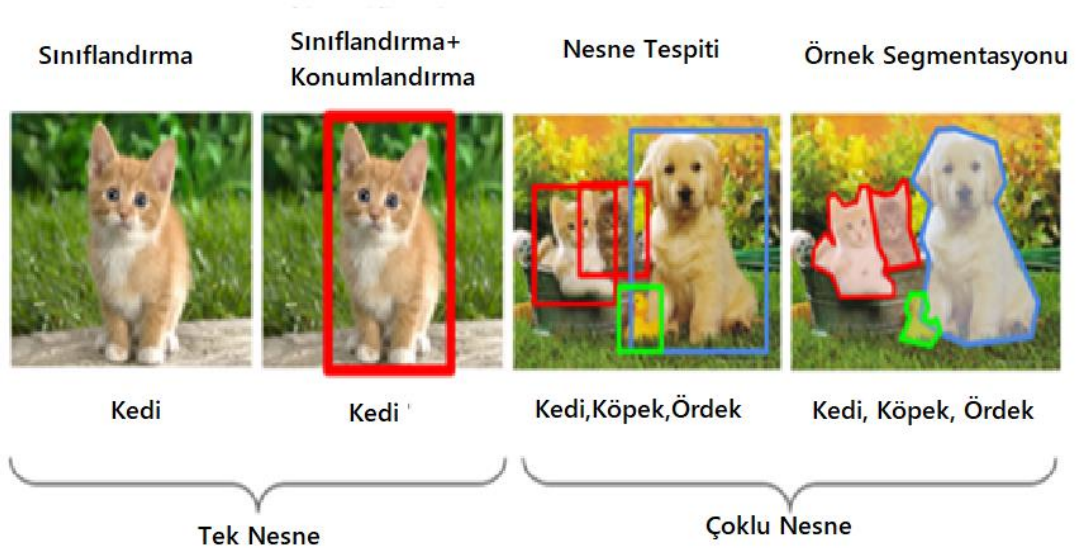
1.2. Tezin Yapısı

İkinci kısımda yüz tanıma ilgili daha önce gerçekleştirilmiş çalışmalardan ve elde edilen sonuçlardan kısaca bahsedilecektir. Üçüncü kısımda yüz tanımanın nasıl gerçekleştirildiğinden ve kullanılan yöntemlerden bahsedilecektir. Dördüncü kısımda çalışmamızda kullanılan yöntemden ve yüzden özelliklerinin çıkarılmasının nasıl gerçekleştirildiğinden bahsedilmiştir. Sonuç kısmında ise yüz tanımanın başarılı olup olmadığından avantaj ve dezavantajlarından bahsedilmiştir.

2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

Bu bölümde daha önce gerçekleştirilmiş yüz tanıma yöntemlerinden bahsedilecektir. Yüz tanıma popüler bir araştırma alanı olmuştur. Geçtiğimiz yıllar boyunca sayısız insan yüzü tanıma sistemi uygulaması gerçekleştirilmiştir. İnsan yüzü doğada ulaşılabilen müdahale gerektirmeyen bir biyometrik tanıma yöntemidir. Parmak izi ve iris gibi seçenekler şahısların işbirliğini gerektirir. Bu nedenle yüz tanıma diğer biyometrik yöntemlere nazaran daha ilgi çekici ve zorlu bir alan olmuştur. Yüz tanıma sistemi için farklı algoritmalar geliştirilmiştir. Bu algoritmalar geometrik özellik tabanlı, görünüm tabanlı, öğrenme tabanlı veya model tabanlı olmuştur.

Yüz tanıma yapılırken yüz özelliklerinden faydalanılır. Yüz özelliklerini oluşturan öğeler; örneğin burun şekli, göz şekli, elmacık kemikleri, çene vb. Tabi biyometrik tanımda yüz tanıma her ne kadar en geçerli yöntem gibi görünse de yüzün kullanımı çok da kolay olmayacaktır [1-2]. Derin öğrenme alanındaki son gelişmeler [3], makinelerin nesne tanıma, algılama ve görüntüyü bölütleme dahil edilerek kullanılmıştır. Böyle bir görevde algoritmanın başarısı ilgili veri kümesindeki doğruluk oranıyla orantılıdır. Yakın zamanlarda kullanıma açılan veri kümelerinin yardımıyla yüz tanıma algoritmalarından Derin Konvüsyonel Sinir Ağları (DCNN) tabanlı yöntemler tanınma oranlarında doğruluk oranını arttırdı [4-5]. Şekil 2.1 de görülen işlemlerin neredeyse tamamı CNN (Evrişimsel sinir ağları) kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Sınıflandırma, sınıflandırma ve lokalizasyon, nesne tespiti ve bölütleme işlemleri şekilde örneklendirilmiştir[6].



Şekil 2.3. Kedi, Köpek ve ördeğin CNN algoritmasıyla ayrımının yapılması.[6]

Başlangıç modülleriyle bir CNN modeli eğitim için kullanılır. Derin yüz temsillerini öğrenmek amacıyla özellikler normalize edilir. Modellerini eğitmek için 260 milyon özel veri tabanı kullandılar. YTF(Youtube Face) [7]'de %95.12 ve LFW(Labelled Faces in the Wild) [8]'de %99.63 doğruluk elde etti. DeepID3 [9] VGG [10] ağ modelini kullanan bir CNN önerdi. VGG [10] ağ modelini diğer ağ modellerinden ayıran fark evrişim katmanlarını ikili veya üçlü kullanmasıdır. Her yüzün 25 tanesi modele öğretilir ve 30000 kadar özellik bulunur.

Zhao ve arkadaşları [11], yüz tanıma hakkındaki çalışmalarını kategorize edip temsili yöntemlerin ayrıntılı açıklamalarını sunmuş ayrıca psikofiziksel çalışmalar ve sistem değerlendirme gibi konuları da işlemişlerdir.

Li ve Jain [12], otomatik yüz algılama ve tanıma için kavramları yöntemleri ve algoritmaları gözden geçirip yenileyip genişletmişlerdir. Doğru ve güvenilir yüz tanıma sistemlerinin tasarımlarını inceleyip yüz algılama izleme hizalama ve özellik çıkarma teknolojilerinin kapsamını değerlendirmişlerdir.

Pentland ve Turk [13], çalışmalarında yüz tanımayı iki boyutlu bir tanıma olarak ele aldı ve yüzlerin normalde dik olması ve bu sebeple küçük bir iki boyutlu karakteristik görünüm dizisi ile tanımlanabilir olmasından faydalandı. Yüz uzayı, yüz kümesinin özvektörü olan özyüzler olarak tanımlanır, göz kulak burun gibi ayrı özelliklere bağlıdır. Geliştirdikleri algılayıcı yeni yüzleri denetimsiz bir şekilde tanımayı öğrenmeyi sağlar.

Belhumeur ve arkadaşları [14] ışık yönü ve yüz ifadesinden oluşan değişikliklere duyarlı bir tanıma algoritması geliştirdi. Bir desen sınıflandırma yaklaşımı kullanarak görüntüdeki her pikseli yüksek boyutlu bir uzaydaki bir koordinat olarak ele aldıkları bu çalışmada değişen aydınlatma ancak sabit poz altında belirli bir yüz görüntüsünün yüksek boyutlu görüntü uzayının üç boyutlu doğrusal alt uzayında yattığı gözlemlerinden yararlandılar. Veri setindeki eğitim setine benzer bir resimle tüm yöntemlerin iyi performans gösterdiğini en büyük üç ana bileşen kalkarsa özyüzler yönteminin aydınlatmadaki farklılık üzerinde enterpolasyonda en iyi yöntem olduğunu ortaya çıkardılar.

Brunelli ve Poggio [15], iki basit genel stratejiyi ortak bir veri tabanında karşılaştırdı. 47 kişilik veri tabanında 26 erkek, 21 kadın, kişi başı 4 görüntüyle yaptıkları çalışmada iki yeni algoritma geliştirdiler burun genişliği ve uzunluğu ağız konumunu ve çene şekli gibi bir dizi geometrik özelliği yüz tanıma dahil ettiler. Diğer veri ise gri düzeyli şablon eşlemesine dayanıyordu.

Pentland ve arkadaşları [16] değişken pozlar altında yüz tanıma kullanılmak üzere çoklu gözlemcili özuzay tekniği geliştirdiler. Ayrıca, bir özellik katmanında göz, ağız, burun gibi göze çarpan özellikleri birleştiren bir teknik kullandılar. Bu gösterim daha yüksek tanıma oranları haricinde yüz tanıma için daha sağlam bir çerçeve sağlamıştır.

Abate ve arkadaşları [17], iki boyutlu ve üç boyutlu model tabanlı algoritmalarda son yüz tanıma araştırma eğilimleriyle ilişkili bir çalışma sundular. Farklı yaklaşımlar arasında karşılaştırmaları basitleştirmek için farklı parametreler koleksiyonunu; giriş boyutu, tanıma oranı, ele alınan sorunların sayısı gibi verileri içeren tablolar sağladılar.

Gordon ve arkadaşları [18], derinlik ve eğrilik özelliklerini kullanarak üç boyutlu yüz tanıma üzerinde çalıştılar. Eğrilik tanımlayıcıları yüzeye dayalı olayları tanımlamada yüksek doğruluk potansiyeline sahip olduğundan yanak, alın ve çene gibi alanlarda yüz özelliklerini tanımlamak için daha uygun olduğunu gösterdiler. Önerdikleri yöntemin tanıma oranı %80 ile %100 arasındadır.

Tosranon ve arkadaşları [19], çalışmalarında bölgesel ve gerçek olan şekil özelliğini geometrik değişmezi hesaplamak için eğriliği ve ortalama eğriliği kullandılar. Zayıf görünüm dönüşümleri altında korunan bölgesel ve içsel yüzeyin ayırmacı geometrisinden hesaplanan yüzeyler üzerinde yeni bir geometrik değişiklik ürettiler üç boyutlu şekil özellikleri Gauss eğriliğine ve Ortalama eğriliğe dayandırdılar. Çeşitli doğrusal geometrik dönüşümler için üç boyutlu yüz verilerinde şekil özelliğinin sağlamlığını test ettiler. Çalışmalarında amaçladıkları şekil özelliği geometrik dönüşüme karşı sağlam olduğundan üç boyutlu yüz tanımaya daha fazla uygunluk göstermiştir.

Moreno ve arkadaşları [20] üç boyutlu yüz görüntüsünden çıkarılan otuz yerel geometrik özellik yüz tanıma için yüzü modellemek için insan yüzü kullandılar. Çalışmalarında Ortalama ve Gauss eğrilik işaretleri merkezli Hoshen-Kopelman algoritmasını bölge segmentasyonu için kullandılar. Seçilen özelliklerin sağlamlığının analizi için poz varyasyonları ve yüz ifadeleri dikkate alınarak Temel Bileşen Analizi(PCA) ve Destek Vektör Makineleri(SVM) kullanarak kontrollü ve kontrolsüz edinim koşulları altında yapılan deneyler gerçekleştirdiler. önden görünümlü nötr ifadelerde %82 ve %90.16 başarı elde ettiler.

Mahoor ve arkadaşları [21], ana eğrilik k_{max} ve Hausdorff mesafesine dayanan menzil verilerinden üç boyutlu bir yüz tanıma yaklaşımı kullandılar. Poz hizalaması için Gauss eğriliğini kullanarak burun ucu ve iki göz iç köşelerinin konumlarını çıkardılar. Üç özellik noktasının koordinatlarının ortalaması alınarak yapılan bu üç özellik noktası artı üçgenin ortasındaki bir yardımcı nokta ilk üç boyutlu yüz hizalamasını yapmak için kullanıp 61 denekten oluşan halka açık bir yüz veri tabanına yapılan deneylerde nötr ifade için %93.5 tanıma oranı, gülümseme için %82 başarı ile sonuçlanan bir çalışma gerçekleştirdiler.

Li ve arkadaşları [22], merkezi dikey profilin tek tek yüzleri karakterize etmek için en güçlü profillerden biri olduğunu ve dış hatların aynı zamanda yüz tanıma için potansiyel olarak yararlı bir özellik olduğunu uyguladıkları üç boyutlu yüz tanıma algoritmasında gösterdiler.

Nagamine ve arkadaşları [23], insan yüzü tanıma için üç boyutlu yüz kesiti analizine dayalı yeni bir yöntem geliştirdiler. Üç boyutlu yüz ile dikey, yatay ve dairesel gibi farklı kesişim

eğrilerindeki mesafe verilerini ayırt edici yüzey özellikleri olarak kullandılar. Bunun diğer üç boyutlu yaklaşımlardan hesaplama ve veri depolama açısından daha verimli olduğunu gösterdiler.

Lee ve Milios [24], iki yüzün benzer özellikleri arasında bir eşleşme oluşturmak için insan yüzlerinin mesafe görüntülerini eşleştirme sorununu ele aldılar. Farklı yüz özellikleri her noktada Ortalama ve Gauss eğrilğine bağlı olarak mesafe görüntüsünün birleşimi ile elde edilen yüzün mesafe görüntüsünün dışbükey bölgelerine karşılık gelir. Her bir dışbükey bölge genişletilmiş Gauss görüntüsünün değerlerinin eklenmesinin zorluğu ve temsiliyle ilişkili birkaç konu incelemiştir. İki yüzün dışbükey bölgeleri arasındaki korelasyon matrisini kullandılar ve mesafe görüntüsünün alanındaki dışbükey bölgelerin göreceli uzaysal konumunu hesaplayan kısıtlamaları da hesaba kattılar.

Cartoux ve arkadaşları [25], çalışmalarından insan yüzlerinin mesafe görüntülerinden doğrulanması ve tanınmasıyla ilgili yaklaşımda bulundular. Öne sürdükleri yaklaşım profilin bir bölümünü veya iki yüzün yüzey kısmının karşılaştırılmasından oluşur. Bu amaçla her yüzün profil düzlemi yarı simetri düzlemi olarak kabul edilir ve yüz yüzeyinin Gauss ve Eğrilik değerlerinin benzerliğini içeren yinelemeli bir işlemle çıkarılır.

Tanaka ve arkadaşları [26], maksimum ve minimum temel eğriliklerin ve bunların yönlerinin analizine dayalı bir bağıntı tabanlı yüz tanıma yaklaşımı sundular. Yüz tanıma problemini serbest biçimli kavisli yüzeylerin üç boyutlu şekil tanıma problemi olarak ele aldılar. Yüz özelliği çıkarımı ve yüzün yüzey bölgesinin bölünmesine ihtiyaç duymayan bir üç boyutlu vektör kümeleri bağıntı yöntemi geliştirdiler.

Li ve arkadaşları [27], yüz tanıma amacıyla üç boyutlu yüz modelini temsil etmek için 25 özellik noktasının tüm çiftleri arasında 300 jeodezik uzaklık özellik kümesi kullanırlar. Yinelemeli En Yakın Nokta (ICP) yöntemi ile % 91,1'lik bir tanıma oranı elde edilmiştir [28]. Yüksek tanıma oranları elde etmek için minimum özellikleri kullanmak amacıyla Fatimah ve arkadaşları [29], 12 özellik noktasından 53 geometrik özellik çıkarttı ve % 86'lık bir tanıma oranı elde etti. Bir başka çalışmada Fatimah ve arkadaşları, çok sayıda özelliği değerlendirerek göz aralığının, yüz tanımayı başarılı bir şekilde sağlamak için en güçlü özelliklerden biri olduğunu ispat ettiler. Xu ve arkadaşları [30], %96.1'lik tanıma oranını elde etmek için küresel geometrik özellikler ile göz, ağız ve burun etrafındaki alanlar gibi lokal şekil değişimi bilgilerinin kombinasyonunu üretirler. Xu ve arkadaşları, alt boyut uzayında kayıtlı yüzlerin geometrik özelliklerini temel bileşen yöntemi(PCA) ile analiz etmiş ve %94 tanıma oranına ulaşmıştır. Dahası, daha düşük boyutlu bir alanda eşleştirme kolaylığı nedeniyle düşük hesaplama maliyeti talep edilmiştir. Daha ileri çalışmaların [31,32], mesafenin üç boyutlu yüz modelini doğru bir şekilde temsil ettiği ve cildin gerilme yeteneğinin sınırlı olduğu için yüz ifadelerinin değişmez olduğunu öne sürdüğünü belirtmek gerekir.

Medioni ve arkadaşları [33] tarafından yüz tanıma amacıyla iki yüz ağı arasında mesafe haritası gibi diğer teknikler geliştirilmiştir. Üç boyutlu görüntülerin iki boyutlu görüntülerden daha iyi performans sağladığını gösterdiler ve %97 oranında tanıma oranına ulaştılar. Wang ve arkadaşları [34] birden fazla konformal geometrik harita kullanarak iki boyutlu alana uydurdular ve yalnızca şekil bilgilerini kullanarak %97.3 lük bir tanıma oranı elde ettiler.

Beretti ve arkadaşları [35] bir dizi izo-jeodezik şerit geliştirdi. Çizgiler arasındaki yer değişimini ölçerek karakteristik özellikleri yakaladılar. Bu çalışmayla %97.7'lik bir tanıma oranı elde ettiler. Ek olarak, çalışmalarında izo-jeodezik şeritler kullanan Feng ve arkadaşları [36], 20 şeridin poz değişmez ve ifade değişmez olduğunu öne sürdüler. %95 oranında tanıma elde ettiler.

Lee ve diğerleri [37], ifade ile değişmeyen bir yüz tanıma yöntemi önerdiler. Yüzün özellik vektörünü çıkarırlar ve giriş görüntüsünden yüz ifadesi durumunu çıkarırlar. İfade dönüşümleri için iki ana strateji, doğrudan ve dolaylı dönüşümlerdir. Doğrudan dönüşümde, rastgele ifadeye sahip bir yüz görüntüsünü ifadesiz yüz görüntüsüne dönüştürür. Dolaylı dönüşüm ise model çevirisiyle görelî ifade parametreleri şekil farkı ve görünüm oranı elde eder. Doğrudan ve dolaylı dönüşümlerini kullanarak ifadesiz yüz ifadesine dönüştürerek, önerilen her yöntemin tanıma oranını üç farklı mesafeye dayalı eleştirme yöntemine en yakın komşu sınıflandırıcıya, Lineer Diskriminant Analizi(LDA) ve genelleştirilmiş diskriminant analizine göre karşılaştırırlar. Dolaylı ifade dönüşümünü kullanarak en yakın komşu, LDA'ya göre başarı oranını %96.67'ye ulaştırdı.

Al-Osimi ve diğerleri [38], nötr olmayan ve tahmini nötr olan üç boyutlu yüz modelleri arasında şekil kalıntısı ismi verilen ve yüz altında görünmeyen bir üç boyutlu yüz görüntüsünü PCA'ya dayalı nötr yüz tahminlerine ve ifade kalıntılarına göre ayırtırmak için bir yöntem yeni bir tanım sundu. Kalıntılar ifadeyi sınıflandırmak için kullanılırken, ifadesiz yüzlerin tahmini ifadeye dayanıklı yüz tanıma için kullanılır. Sonuç olarak ayırtırma yöntemi kullanıldığında tanıma performansında %6'lık bir artış elde edilir.

Li ve diğerleri [39], yeterli bir tanıma oranı elde etmek için özellik havuzu ve sıralama şeması tarafından birleştirilen nadir temsil modellerini oluşturmak için düşük seviyeli geometrik özellikler kullanır. Yüksek kademeli olarak kabul edilen ifadeye duyarlı özellikleri kasıtlı olarak tayin ederler. Tanıma %94.68 başarı oranına ulaşmıştır.

Lu ve diğerleri [40], pozlamada kafa hareketleri sorununu çözmek ve daha sağlıklı hale getirmek için üç boyutlu şekil bilgisini kullanan bir yüz tanıma sistemi geliştirdiler. Yüz eşleştirmesi için üç boyutlu modellerde şekil ve iki boyutlu görüntülerde yoğunluk olan bir yüz tanımasının sağladığı iki farklı yöntem kullanılır ve bütünleştirilir. İfadeler ve konular arasında yazışma oluşturmak için yüz yüzey modelleri türetmek amacıyla aşama sırasına dayalı jeodezi tabanlı bir örnekleme şeması tasarladılar. Geliştirilen gösterime dayanarak, ifadenin iletilmesi ve sentezlenebilmesi için ifade değişiklikleri gibi üç boyutlu katı olmayan yüz ifadelerini modeller.

Üç boyutlu yüz tanıma için yüz ifadeleri kullanıcıya özgü biçimi bozulmuş bir üç boyutlu model oluşturulmuştur. Biçimi bozulan modeli bir yüz taramasına uydurmak için alternatif bir optimizasyon çerçevesi uygulanır ve sonuçta bir uyuma oranı belirlenir. Eşleştirme sistemini tam otomatik hale getirmek için bir yüz özelliği çıkarıcı geliştirdiler. Bu üç boyutlu yüz tanıma sistemi, otomatik özellik çıkarma, iki ifadenin bütünleşimi ve ifadeler gibi sert olmayan yüz hareketlerini işlemek amacıyla deformasyon analizi dahil olmak üzere büyük kafa poz değişikliklerini ve ifadelerini aynı anda işleyebilir.

Beumier ve diğerleri [41] üç boyutlu yüz görüntülerini yakalamak için yapılandırılmış bir ışık sistemi geliştirdi. Üç boyutlu yüz görüntüsü eşleştirilmesi hem karşıdan hem de yan profillerden gerçekleştirilir. Burnun önemli bir geometrik özellik olduğunu incelemelerinde farkettirler. İki boyutlu görüntüleri ve üç boyutlu görüntüleri birleştirerek profil eğrilerini çıkarırlar. Bununla birlikte sensör gürültüsünü eşleştirme doğruluğunu etkileyen önemli bir sorun olarak rapor ettiler.

Chang ve diğerleri [42], iki boyutlu doku bilgisi ile 2.5D derinlik bilgisinin karşılaştırılmasına ve birleşimine dayanan bir yüz tanıma sistemi geliştirdi. 2.5D görüntü x ve y düzlemindeki her nokta için en fazla bir derinlik değeri içeren basitleştirilmiş bir üç boyutlu yüzey temsildir. İki boyutlu veya üç boyutlu bilgileri bağımsız olarak kullanmanın benzer performans özelliklerine sahip olduğunu gösterir. Bununla birlikte bir yüz tanıma sistemi birleşimi önemli iyileştirilmelerin yapılabileceğini göstermektedir. İki boyutlu doku bilgisini belirli bir dereceye kadar kullanmanın daha fazla hesaplama süresine mal olduğunu belirtmekte fayda var.

Bronstein ve diğerleri [43], ifade çeşitlilikleri altında üç boyutlu yüz tanıma için gösterildiği gibi 3DFACE sistemi olarak adlandırılan geometrik bir çerçeve sunar. Önerilen bu sistemde, veri ön işlemenin yüz kırpmayı ve ardından düzleştirmeyi ve alt örneklemeyi içerdüğünü belirtmek gerekir. Yüz ifadelerini izometrik olarak modelleyerek, ifadeyle değişmeyen yüz tanıma için yüz yüzeylerinin içsel geometrik özelliklerini korumak için genel olarak kabul gören form kullanırlar. Elde ettikleri sonuçlar yüzde ifade değişikliği olsa dahi yüksek tanıma oranları göstermektedir.

Li ve diğerleri [44], yüz modelini temsil etmek için duyarlı bir biçimde yeniden bağlanan bir grup geometrik tanımlayıcı geliştirdiler. Ağız bölgesi hariç ifadeye duyarsız kısımlar üst yüz olarak kabul edilir. Esas tanımlayıcılar; mesafe, açı, bölge ve eğrilikler gibi yüz modelini tanımlamak için kullanılır. Tanımlayıcıların her bir elemanına bir ağırlık uygulayarak tanımlayıcıları birleştirmek, optimize edilmiş performansı elde etmenin anahtarıdır. Açı ve jeodezik mesafenin tanımlayıcı kombinasyonları, %95.56'lık tanıma oranı ile en iyi performansı gösterdi.

3. YÜZ TANIMA

Bu çalışmada; şüpheli şahısların tespiti, görüntü işleme teknikleri kullanılarak yüz tanıma ile gerçekleştirilecektir.

Yüz tanıma bireylerin yüzlerine bakarak tanınması olayıdır. İnsan beyni yüzleri tanımak için özel bir çaba sarf etmez. Beynin içgüdüsel bir tanıma mekanizması vardır. İnsan toplumda var olmak ve hayatta kalmak için her zaman yüz tanımaya ihtiyacı vardır. Yüz tanıma, diğer biyometrilere göre bazı avantajlara sahiptir. Parmak izi ve iris tekniğiyle kıyaslandığında yüz tanıma bir mesafeden kamera kullanılarak basit bir şekilde uygulanabilir. Çok farklı alanlarda kullanabilmesi diğer biyometri tekniklerine göre avantajları arasındadır. Aynı zamanda günümüzde kameraların yaygınlaşması Kapalı Devre Televizyon(CCTV) gibi tesislerin sayısı muazzam bir veri tabanı sağlıyor ki bu da en yüz biyometrisinin diğer biyometrilere karşı avantajlarındandır. Yüz tanıma sisteminde en önemli iki aşama, yüz teşhisi ve yüzün doğrulanmasıdır. Yüz teşhisi, yüz gibi bir görüntünün bir gösterimde tanımlanması ve izlenmesi sürecinden ibarettir. Yüzün doğrulanması ise yüz görüntülerinin orijinal olanlarının belirli aslına uygun kopyalama işlemi gerçekleştirildikten sonra bireysellik açısından temsil edildikleri ve modellendikleri süreçtir.

Bir kişinin dijital görüntü veya videosu giriş olarak kullanılarak tanımlama yapılan teknik olan yüz tanıma tekniği diğer çoğu alanda kademeli olarak kullanılmasına karşın, öncelikle güvenlik maksatlı kullanılır. Bir kişinin yüzündeki 80 kadar özelliği sayısal bilgiye dönüştürebiliriz. Burun boyu, elmacık kemiklerinin çıkıklığı, kaşların arasındaki mesafe ve göz yuvalarının derinliği gibi bir kişinin yüzünün belirlenmesinde bize yardım eden özellikler örnek gösterilebilir. Yüz özellikleri, sistem tarafından sayısal bir bilgi olarak kaydedilmeden hemen önce, yüz görünümünün dijital modelindeki özellikleri tanımlar. Yüz tanıma esnasında, yüzün ön kısmı, bir görüntü veya video esnasında bulunan yüzlerden elde edilen bilgilerden değerlendirme yapma amaçlı kullanılır. Sayısal bilgileri kullanan yüz tanıma sistemleri, şartlar uygunca kişileri hızlı ve net bir şekilde tanıyabilir. Fakat bazen belirsiz bir yüz veya yeterli kadar aydınlatma olmaması veya yüzün karşıdan görünmek yerine profilden görünüyormuş olması yazılımın güvenilirliğini azaltabilir. 3D sensörler ve 3D özellik çıkarma gibi teknolojiler sayesinde bu güvenilirlik sıkıntılarının azaltılabileceği umulmaktadır.

3.1. Yüz Tanıma Teknikleri

İki boyutlu yüz tanıma teknikleri ticari ve endüstriyel uygulamalarda [11,12], iki boyutlu yüzün mevcut durumunu gösterir. Yüz tanıma sağlam ve ileri düzeydedir. Çeşitli iki boyutlu yüz

tanıma metodları görünüme dayalı yüz tanıma [13,14] ve modele dayalı yüz tanıma [15,16] olarak iki gruba ayrılabilir.

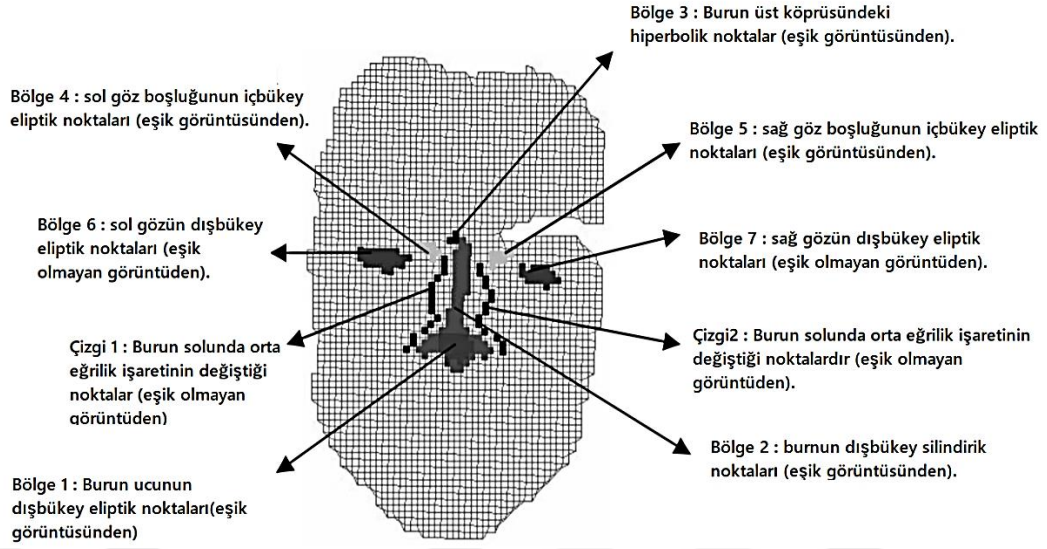
3.1.1. Görünüme Dayalı İki Boyutlu Yüz Tanıma

Görünüm tabanlı iki boyutlu yüz tanıma teknikleri üç boyutlu yüz görüntülerine değil tamamen iki boyut yoğunluklu görüntülere dayanır. Bu bölümde, Temel Bileşen Analizi (PCA), Bağımsız Bileşen Analiz(ICA) ve Doğrusal Diskriminant Analizi(LDA) olmak üzere üç popüler görünüme dayalı yüz tanıma yöntemi önemli rol oynayan yöntemlerdir [17]. Bu yöntemler, daha düşük boyutta bir tanıma gerçekleştirmek, örnekleme görüntülerini ve orijinal örnekleri korumak için kullanılır.

Yüz alanı daha düşük boyutta yüz özelliğini temsil eden yüzler özyüzler olarak tanımlanır. Özyüzler fikrini ortaya atıp ve çalışmalarında yüz tanıma PCA kullanan grup Turk ve arkadaşlarıydı [13]. Gerçek zamanlıya yakın bir ortamda, daha düşük bir boyut alanına yansıtarak yüzlerin tespitini yapıp tanıma gerçekleştirildi. Yüz alanı daha düşük boyutta yüz özelliğini temsil eden yüzler özyüzler olarak tanımlanır. Yüz alanına dayalı her yüz için karşılık gelen ağırlık kümesini elde ederler. Bilinen yüz veri tabanındaki görüntü ağırlıkları karşılaştırılması vasıtasıyla yüz görüntüsünü tanımlar. Deneyleri çeşitli ışıklandırmalarda %96 tanınma gösterdi.

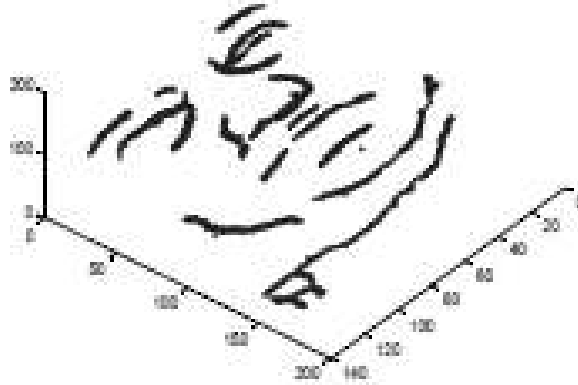
Derinlik ve eğrilik özelliklerine dayanarak üç boyutlu yüz tanıma mümkündür [18]. Bir yüzde çeşitli ölçümler ve eğrilikler açısından üst düzey bir yüz tanımlayıcı kurarak, sırt çizgileri veya çizgi haritası oluşturur ve çizgi haritalarından göz kapakları, göz küreleri ve burunlar gibi yüze ait bazı özellikleri çıkarır. Eğrilik esaslı tanımlayıcının yüzey tabanlı olayları tanımlamada daha yüksek doğruluk potansiyeline sahip olduğunu ve yanak, alın ve çene gibi alanlarda yüzün özelliklerini tanımlamak için daha uygun olduğunu belirtmek gerekir. Buna ek olarak bakış açısı asla değişmez. Önerilen yöntem [18] küçük bir veri tabanı için %80 ile %100 arasında bir tanıma oranını başardı.

Bölgesel ve gerçek olan şekil özelliğini geometrik değişmezi hesaplamak için eğriliği ve ortalama eğrilik daha önce kullanıldı [19]. Bu nedenle şekil eşleştirmesi için kullanılabilir. Bölgeler açısından yerel geometrik özelliklerin belirlenmesi amacıyla [20] üç boyutlu yüz ağlarının her noktasını Hoshen-Kopelman algoritması vasıtasıyla içbükey eliptik, dışbükey eliptik, hiperbolik, içbükey silindirik veya düzlemsel olarak etiketlediler. Hoshen-Kopelman algoritması, hücrenin ait olduğu kümeye karşılık gelen bir etiket oluşturmaktır. Farklı bölgelerin eğrilik analizlerine dayanarak, Şekil 3.1’de gösterildiği gibi 4,5 ve 3 numaralı bölgelerin en fazla ayırım yapabilme yeteneğine sahip olduğunu gösterdiler. %90.16’lık tanıma oranları yedi bölümlü bölgeye ve iki hatta dayanmaktadır.



Şekil 3.4. Çeşitli bölgelerdeki ayırt edici özelliklerin gösterimi [20]

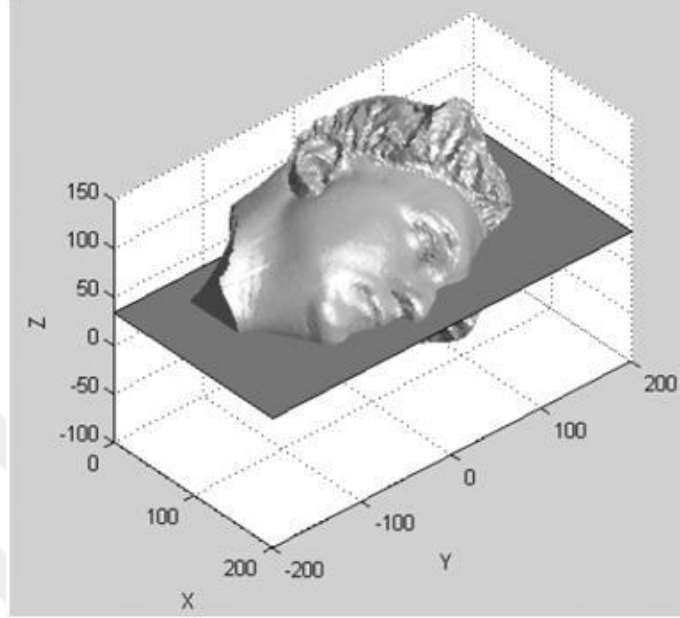
Şekil 3.2 de gösterildiği gibi üç boyutlu ikili görüntüde çıkıntı çizgilerinden de faydalanılabilir [21]. Yüz modeli, yüz tanıma amacıyla yüzün önemli bölgelerinde bulunan çıkıntı çizgileriyle temsil edilir. Çıkıntı çizgilerindeki temel eğriliği analiz ederek %93.5 oranında bir tanıma elde etmişlerdir.



Şekil 3.5. Bir kişiden çıkarılan çıkıntı çizgilerinin bir örneği [21]

Yüz tanıma amacıyla merkezi dikey profil ve merkezi yatay profil, iki dikey profil ve iki yatay profil burun ucunun 30 mm arkasında tanımlanan bir ön yüz hatları gibi çeşitli profilleri değerlendirir ve merkezi dikey profil gösterir. Şekil 3.3'te gösterildiği gibi, yüzleri karakterize etmek için en ayırmacı profildir ve yüz hatları bilgileri yüz tanıma için ek bilgileri oluşturmada

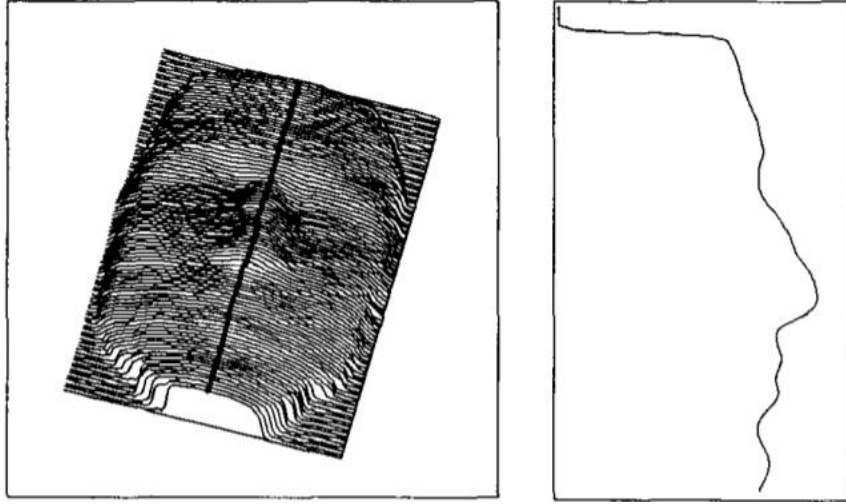
önemli ölçüde rol sağlar. Ayrıca Nagamine ve arkadaşları [23] tarafından merkezi dikey profilin önemi değerlendirildi.



Şekil 3.6. Merkezi dikey profilin çıkarılmasına bir örnek [23]

Mesafe görüntülerinden Ortalama ve Gauss eğriliğinin işaretlerine dayanan dışbükey bölgelere karşılık gelen genişletilmiş bir Genişletilmiş Gauss görüntüsü (EGI) oluşturulduğunda bir test görüntüsünün EGI'ları ile veri tabanındaki bir görüntünün ilişkilendirilmesiyle tanıma görevi için en uygun yazışma oluşturulur [24].

Şekil 3.4'deki profili elde etmek için yüz görüntüsünde yüz yüzeyinin Gauss eğrilik değerlerinin benzerliğini değerlendiren tekrarlanan bir algoritma ile yarı simetrik düzlemi çıkarıldı [25]. Yüz profilleri, eşleştirme amacıyla en küçük kareler yöntemine göre iki yüze uyacak şekilde kullanılır.



Şekil 3.7. Yüz Yüzeyi ve profil eğrisi için görüntü [25]

Mesafe görüntülerinden eğrilik bilgilerini kullanan bir yaklaşımda [26] yüz tanımayı bir üç boyutlu şekil tanıma olarak tanımladı ve sadece eğrilik işaretlerini temel eğrilik açısından kullanılan önceki yaklaşımları geliştirdiler.

Özyüzler yüz tanıma alanındaki karakteristik özelliklerdir. Fakat çoğunlukla temel bileşenler olarak adlandırılır. Yüz tanıma ve bilgisayarlı görmede, yansıtılan modellerin değişimlerini en üst düzeye çıkararak orijinal bilgileri olabildiğince doğru bir biçimde temsil etmek için PCA verilen eğitimden özellik çıkarmak için bir dizi yansıtma vektörü veya temel bileşen elde eder. Ancak sınıflandırma amacıyla, denetimsiz bir yöntem olan PCA verilen örüntülerin ve yansıtılan örüntülerin değişimlerine olan maksimizasyonu sınıflar arasındaki ayrımcılığı göz önünde bulundurarak sınıf bilgilerini yeterli seviyede kullanamaz. Böylece sınıflandırmanın amacı ya içine sınıf bilgisi eklemek ya da bir yedek bulmaktır. PCA yönteminin bu dezavantajları nedeniyle başka yöntemler geliştirilmiştir. Bazı araştırmacılar ICA'nın yüz tanıma ve özellik çıkarma konusunda PCA'dan daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur [45,46]. ICA, istatistiksel bir şekilde bağımsız kaynak değişkenlerinin doğrusal kombinasyonları olarak, bir dizi değerin açıklanmasını doğrusal bir dönüşüm ile sağlar. Temel olarak ICA daha yüksek dereceli istatistikleri hesaba katar ve formüle ederken, PCA yalnızca 2. Derece anları dikkate alır ve ilişkisiz verileri formüle eder. Yani ICA, PCA'dan daha güçlü bir veri temsili sağlar. Ancak, kullandığı istatistiklerin daha yüksek olması nedeniyle, PCA'ya göre daha fazla zaman harcaması sorunu ortaya çıkar. Barlett [46], Hyvarinen'in [47] çalışmasını genişleterek hesaplama maliyetini düşürmek için ICA algoritması uyguladı.

Sınıflandırma ve boyutsal azaltmanın bir diğer yaygın yöntemi olan Lineer Diskriminant Analizi (LDA), sınıf ayrımcılığının çoğunu korurken verilerin boyutsallığını azaltırken, sınıflar arası değişkenlik oranını en üst düzeye çıkararak maksimum ayrılabilirliği garanti eder. LDA, daha düşük bir boyut alanına dönüştürüldüğünde orijinal yüz görüntülerinin konumunu

değiştirmez ancak yalnızca sınıflar arasındaki ayrılabilirliği en üst düzeye çıkarma ve verilen sınıflar arasındaki karar bölgesini çizer. Belhumeur ve arkadaşları [14] sınıf bilgisi kullanmanın daha iyi tanıma sonuçları sağladığını gösterdi.

3.1.2. Model Tabanlı İki Boyutlu Yüz Tanıma

Görünüşe dayalı tekniklerin aksine model tabanlı iki boyutlu yüz tanıma, yüz değişimlerini yakalayabilen insan yüz modelinin inşasını hedefler. Göreceli konum özellikleri, açılar ve mesafeler gibi eşleştirme parametreleri; burun ucu, gözler ve ağız gibi iç yüz özelliklerinin yerleştirilmesinden elde edilir. Eşleşen parametreler, yüzlerin tanınması için veri tabanındaki yüzlerin parametreleriyle eşleşmek için kullanılır. Genelde model tabanlı yüz tanıma teknikleri üç ana aşama ile başarıyla tamamlanır: 1) Model yapımı 2) Verilen modele uyan model yüz görüntüleri 3) Tanıma gerçekleştirmek ve veritabanındaki sorgu yüzü ile yüzler arasındaki benzerlik oranını bulmak için sorgu yüzü modelin parametrelerini özellik vektörü olarak kullanmak

Model tabanlı yüz tanımanın bazı temel stratejileri tartışılacaktır. Model tabanlı tekniklerin ilk örneği Kanade [48] tarafından uygulanmıştır. Gözler, burun delikleri vb. köşelerinin konumunu belirleyerek, özellik noktalarından uzaklıklarını ve göreceli konum özelliklerini hesaplar. Öklid uzaklığı metriği kullanarak bilinen yüzlerle karşılaştırıldığında sistem yüzleri tanımak için değişimleri otomatik olarak çıkarır. Wiskott [49] referans noktaları vasıtasıyla orijinal yüz görüntüsü ile grafik arasındaki benzerliği en üst düzeye çıkaran bir görüntü grafiği oluşturmuştur. Bu grafik üzerinde eşleştirme işlemi esnasında ölçeklendirme, döndürme, çevirme ve deforme gerçekleştirilebilir. Düğümeleri dalgacık katsayılarıyla, kenarları mesafe bilgileriyle etiketleyerek etiketli bir görüntü grafiği geliştirir. Gerçekleşecek görüntü dönüşümlerinin sağlıklı olması için bu model grafiği eşleştirme işlemi sırasında çevrilebilir, ölçeklenebilir, döndürülebilir ve deforme edilebilir. Yüz tanıma için grafik eşleşme sistemini uygularlar. Önden görünüm için %99 gibi çok yüksek bir tanıma oranı elde ettiler. Cootes [50], yüzleri tanımak amacıyla sırasıyla şekil ve doku üzerinde model parametreleri ayarlayarak yüz değişimlerini öğrenmek amacıyla iki boyutlu yüz modeli olan Aktif Görünüm Modelini(AGM) geliştirir. AGM diğer çalışmalarda daha da geliştirilmiştir [51,52]. Örneğin Aktif Görünüm Modeli olabildiğince gerçekçi sentetik görüntüler üretmek amacıyla kullanılır. Ayrıca belirli bir görüntünün görünümünü kodlayarak, görüntülerin daha iyi bir şekilde yorumlanabilmesi amacıyla çok çeşitli uygulamalar için bir temel sağlar.

Kısacası, sürücü destek sistemlerinde trafik görüntü yorumu, cezai fiil tanıma ve havaalanı faaliyetlerini tanıma gibi diğer izleme görevleri gibi kanıt ve bağlam bilgisiyle tutarlı örneklenmiş toplam kavramlar açısından bir sahne açıklamasıdır

3.1.3. İki Boyutlu Yüz Tanıma Değerlendirmesi

Yüz tanıma satıcı testi [53], yoğunluk veya renkli görüntüler kullanarak iki boyutlu görüntü işlemeye dayanan yüz tanıma yöntemlerinin büyük bir kısmının, aydınlatmanın kontrollü olduğu koşullar altında ve kişiler tutarlı olduğu zaman %90'dan daha yüksek bir tanıma oranına ulaştığını gösterdi. Ne yazık ki poz, aydınlatma ve ifade değişikliklerinin ele alınması durumunda sistem performansları yetersizdir çünkü iki boyutlu yüz tanıma yöntemleri hala aynı zorluklarla karşılaşmaktadır. Ek olarak analiz [53], iki boyutlu yüz görüntüleri tabanlı uygulamaların performansının, yüz görüntülerinin yoğunluğuna ve veri tabanının boyutuna bağlı olduğunu belirtmektedir. Hesaplama maliyeti, gerçek zamanlı sistemler gibi bazı yüz tanıma uygulamalarında önemli bir faktör olacaktır.

3.2. Üç Boyutlu Yüz Tanıma Teknikleri

İki boyutlu yüz tanıma teknolojisinde önemli ilerlemelere rağmen, bazı ticari ve endüstriyel uygulamaların kullanımındaki yüz tanıma için yeterli doğruluk seviyelerine ulaşamamıştır. İki boyutlu yüz tanımanın aydınlatma, ifade ve poz değişiklikleri gibi doğal sorunları hata oranlarının artmasına sebep olur.

Sorunları çözmek için araştırma, altı temel konuyla motive edilen üç boyutlu yüzlerin kullanımına odaklanmaya başladı.

- Renk ve doku bilgileri yerine geometrik şekil verilerinin kullanılması, yüz tanıma sistemlerini aydınlatma koşullarına karşı duyarlılığını azaltır.
- Yüz modellerinin hareketi, tanımadan önce hizalama gerektiren yöntemlere yardımcı olur ve pozdaki değişimlerin telafisine izin verir.
- Doğrudan iki boyutlu görüntülerden elde edilemeyen yüz yüzeyi yapısında ek derinlik bilgilerinin kullanılması, tanıma için ek ipuçları sağlar.
- Üç boyutlu sisteminin geliştirilmesi ve yüzün tespit süreci daha az maliyetli ve daha hızlı bir hale geliyor.
- İki boyutlu yüz tanıma tekniklerinin kullanımı, yüz pozu, ifade ve aydınlatma değişimi gibi sorunları çözemiyor gibi görünmektedir. Bu husus Xu ve arkadaşlarının çalışmasıyla desteklenmiştir[54]. Yoğunluk görüntülerini insanları tanımanın ayırt edici gücüne göre derinlik görüntüleri ile karşılaştırırlar. Yazarlar, deneylerinden yoğunluk görüntüleri aydınlatmadaki değişikliklere karşı çok hassas olduğundan derinlik haritalarının daha sağlam yüz gösterimi yaptığı çıkarımına varır.

Bu güçlü etkenler sebebiyle, üç boyutlu yüz tanıma yaklaşımları [55,56,57,58] daha fazla araştırmacı tarafından geliştirilmiş ve incelenmiş uygulamalarda daha pratik hale gelmiştir. Genellikle, üç boyutlu yüz tanıma uygulamaları, üç boyutlu yüz modellerinin temsili ve modeller

arasında tanımak ve tanımlamak için eşleştirme yöntemleri olan iki ana rolden oluşur. Üç boyutlu yüz tanıma teknikleri üzerine yapılan kapsamlı araştırmalarda, iki rol, nispeten ayrı iki hedef olarak kabul edilmektedir. İnsanlar bu iki rolü birleştirme çabasındadır. Tanıma için kullanılan özelliklere göre profil temelli yüz tanıma ve teknik eğrilik yüz tanıma olmak üzere ikiye ayrılabilir.

3.3. Cinsiyet Sınıflandırma Tekniklerinin Gözden Geçirilmesi

İnsanlar sadece bir kişinin yüzüne bakarak cinsiyeti tanıma konusunda yeteneklidir. Bu, insan doğasının önemli bir yönü olarak kabul edilir ve insan yüzü algısında önemli bir rol oynar [59,60]. Cinsiyetin bir insan tarafından nasıl tanındığı önemli bir konudur. İnsanlar saç kesilmiş, sakalları kesilmiş ve makyajsız dahi olsa başka bir insanın cinsiyetini ayırt edebilir. Bruce ve arkadaşları [61] cinsiyet sınıflandırması için bir dizi potansiyel ipucunu tanımlamak ve farklı potansiyel ipuçlarını çeşitli şekillerde ölçerek kaldırmak veya azaltmak için ayrımcı etkileri araştırdı. Bu ayrımcı etkiler, yüz görüntüleri üzerindeki önemli noktalar arası mesafeler, yüz görüntüleri üzerindeki belli noktalar arasında oluşan açılar ve tam yüz fotoğraflarının birleşiminden elde edilen üç boyutlu mesafelerdir. Bir yüzün cinsiyetinin çeşitli bilgi sınıfları, sakal, kaş, cilt dokusu gibi özellikler arasındaki ilişkiler ve yüzün üç boyutlu yapısı açısından sunulduğu sonucuna varmışlardır. İki cinsiyet arasındaki şekil farklılıklarına odaklanırlar ve ortalama erkek ve ortalama kadın kafa tiplerini karşılaştırırlar. Erkek yüzünün kadın yüzüne oranla daha belirgin bir burun, kaş, çene yapısına sahip olduğunu gösterir. Ayrıca kadın yüzü erkek yüzünden daha derin yanak yapısına sahiptir. Ek olarak, burun bölgesi erkek ve kadının birbirinden ayrılmasını sağlayan en önemli özelliklerdendir. Enlow [62] kadın ve erkekler arasındaki bu burun şekli farkının sebebinin oksijen gereksinimlerinin farklı olmasından kaynaklandığını göstermiştir. Kadın burnunun daha küçük olduğu sonucuna varmıştır. Yüz tanıma tekniğinin temel görevi olarak, araştırmacılar 1990 yılından beri cinsiyet sınıflandırması için teknikler geliştirmeye odaklanmıştır. Bunun sebebi yüz tanıma uygulamalarının önemli bir yönü olmasıdır.

İki boyutlu cinsiyet tanıma sisteminde birçok çözüm vardır. En yüksek doğruluk oranı, özellikleri ayıklamak için AAM ve sınıflandırmak için SVM kullanarak cinsiyet sınıflandırıcısı geliştiren Saatci [63] % 97,6'lık bir başarı elde etmiştir. En iyi sonuçlar, ilk cinsiyet sınıflandırıcısı tarafından belirlendiği üzere, sırasıyla erkek ve kadın görüntüleri üzerinde seçici olarak eğitilen iki ifade sınıflandırma kaskadı kullanılarak elde edilir. Böylece, sonuçların bir başlangıç cinsiyet sınıflandırması getirilerek iyileştirilebileceği sonucuna varmışlardır.

Çok katmanlı sinir ağlarını kullanarak Tamura ve arkadaşları [64] çoklu çözünürlük görüntüleri ile cinsiyeti sınıflandırdı. %93 oranında doğruluk elde ettiler. Golomb ve arkadaşları

[65] 30x30 yüz görüntülerinden oluşan, cinsiyeti belirlemek için birbirine bağlı iki katmanlı olan sinir ağı SEXNET'i eğitti. 45 erkek ve 45 kadından oluşan 90 görüntülük veri tabanı setiyle yaptıkları deneyler ortalama %8,1 hata oranına ulaştı. Brunelli and Poggio [66], biri erkek biri kadın olmak üzere iki radyal tabanlı fonksiyon ağına cinsiyet sınıflandırması için HyperBF ağı üretmektedir. 16 geometrik özellik eğitimi ile 21 erkek ve 21 kadın yüz görüntüsü bulunan bir veri tabanı ile ortalama % 21 hata oranı yakaladılar. Wiskott ve arkadaşları [67] topografik bilgi ve yerel şablonlardan oluşan grafikler kullanmaktadır. Elastik diyagram eşleştirme ile yeni yüz diyagramları oluşturmak için bir dizi önceden hesaplanmış diyagram, genel yüz bilgisi kullanılır. Cinsiyeti sınıflandırmak için yüz özelliklerini belirlemek amacıyla yüzlerin bileşik görüntülerini kullanılır. Deneysel sonuçlar 112 yüz görüntüsü setinde hata oranının %9,8 olduğunu göstermektedir. Moghaddam ve arkadaşları [68] cinsiyeti SVM'ye göre RBF çekirdeği ile doğrusal, kuadratik, Lineer Diskriminant Analizi(LDA) en yakın komşu gibi çeşitli geleneksel model sınıflandırıcılara göre sınıflandırır. Bu sınıflandırıcı yöntemleri arasındaki farkları inceleyerek, SVM sınıflandırıcısının %96.62 tanıma oranıyla diğer tüm sınıflardan daha iyi performans gösterdiğini öğrenir. Lu ve arkadaşları [69] SVM sınıflandırıcısına dayalı olarak cinsiyet sınıflandırması için farklı yüz bölgelerinin öneminden bahsetmişlerdir. Yedi bölgenin sınıflandırma oranını değerlendirerek tam yüz, iç yüz, üst yüz, alt yüz, göz, burun ve ağız olarak üst bölgenin en yüksek sınıflandırma oranını verdiğini ispatladılar. Üst yüz, sol göz ve burun kombinasyonu %92.55 tanıma oranında sonuçlanan sınıflandırma performansını geliştirebilir. Bu tekniklere dayanarak, daha ileri çalışmalar gerçekleştirildi. Scalzo ve arkadaşları [70], en elverişli özellik birleşimini üretmek için çeşitli özellikleri öğrenerek hiyerarşik bir özellik birleşim modeli oluşturdu. SVM, NN ve çekirdek spektral regresyon (KSR) [71] olmak üzere üç farklı sınıflandırıcı kullanılır. Sun ve arkadaşları [72], özellik boyutunu azaltabilmek için PCA kullanarak önemli cinsiyet bilgilerini kodlayan özelliklerin bir alt kümesini seçmek için Genetik Algoritma'yı (GA) kullanmaktadır. Santana ve arkadaşları [73] Şekil 3.5' de gösterildiği gibi saç ve boyun bağı gibi özelliklerin cinsiyet sınıflandırması için önemini araştırmışlardır. Yüzleri temsil etmek için PCA yönteminden çıkarılan 100 özellik kullanılır. SVM sınıflandırıcısına dayanarak, bağlamsal özelliklerin Şekil 3.5'te gösterildiği gibi optimal alanların kırılmamış olanın kırılmış olana üstünlük sağlaması nedeniyle cinsiyeti sınıflandırmak için doğruluk oranı performansı açısından kullanılabileceğini kanıtlar. Wu ve arkadaşları [74], şekil bilgisi ve doku bilgisi birleşmesinin daha başarılı sonuçlara ulaştığını ispatlama amacıyla gölgelendirmeden şekilden kazanılan yüzey normalini kullanılır. Gutta ve arkadaşları [75], sınıflandırma sonucunu belirlemek amacıyla kullanılması gereken yöntemle karar vermek ve belirleyici bileşenleri uygulamak için karar ağaçlarını ve SVM'leri kullanır. Nakano ve diğerleri [76] cinsiyet tanımlama için bir sinir ağı sınıflandırıcısı ile uç bilgileri eğitti. Girdi özellikleri kenar görüntülerinin yoğunluk histogramı olarak kabul edilir. Nazir ve diğerleri [77], sınıflandırma

amacıyla optimum özellik vektörlerini ve K yakın komşu sınıflandırıcısı (KNN) çıkarmak için ayrık kosinüs dönüşümü (DCT) kullanarak iki boyutlu görüntülerdeki cinsiyetleri sınıflandırdı.

Matta ve diğerleri[78], sadece yüz görünümünün değil aynı zamanda baş ve ağız bölgesi ile ilgili özelliklerin de cinsiyet sınıflandırmasına destek sağladığını göstermektedir. Özbudak ve diğerleri [79], sınıflandırması amacıyla maskelemenin yüzün farklı kısımları üzerindeki etkilerini araştırdı. PCA'ya dayanarak, burnun en ayırt edici özellik olduğu ve bunu alnın takip ettiği, buna nispeten çenenin cinsiyet sınıflandırmasında en az ayırt edici özellik olduğu sonucuna vardılar.



Şekil 3.8. Saç ve boyun bağından cinsiyet sınıflandırılması için örnekler [64]

Tablo Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..1. Üç boyutlu resimlerde cinsiyet sınıflandırılmasındaki diğer yöntemler

Araştırmacı	Yöntem	Veritabanı	Başarı Oranı
O'Toole [80]	PCA	130 kişi; 65 kadın 65 erkek	%96.9
Lu[81]	SVM'leri kullanarak cinsiyet ve etnik köken sınıflandırılması için bir entegrasyon şeması.	376 kişiye ait 1240 yüz	%91
Costen[82]	Seyrek bir SVM sınıflandırıcı	300 kişi	%94.42
Shen ve diğerleri[83]	Derinlik Görüntülerinin SVM eğitim pikselleri	123 kişi; 96 erkek 27 kadın	%92.95
Hu ve diğerleri [84]	PCA ve SVM	590 erkek,355 kadın	%94.3

Tablo 3-1'de O'Toole ve diğerleri [80], PCA'yı, üç boyutlu yapıya ve gri görüntü verilerine ayrı ayrı uyguladı. Cinsiyetle ilgili özellikler, ayrı bileşenler tarafından yakalanmıştır. Cinsiyeti tahmin etmek için üç boyutlu yüz verilerinde bulunan bilginin kalitesi ile gri düzey

verileri karşılaştırılır. Cinsiyet sınıflandırmasında üç boyutlu verilerinin gri düzey görüntü verilerinden daha doğru sonuç verdiğini gösterdiler. Üç boyutlu ve iki boyutlu görüntülerin karşılaştırılmasına yönelik diğer çalışmalar Shen ve diğerleri [83] tarafından yapılmıştır. Üç boyutlu yüz görüntülerinin çözünürlüğünün sırasıyla derinlik görüntüsü ve doku bilgisi üzerinde %92,95 ve %99,73 doğruluk oranına dayanan karşılaştırmaya dayanarak cinsiyet sınıflandırma performansı üzerinde çok az etkisi olduğu sonucuna varmışlardır. Üç boyutlu görüntüleme bir dizi cinsiyet sınıflandırması genelinde Lu ve diğerleri [81], SVM sınıflandırıcısına dayalı olarak kayıtlı aralık ve yoğunluk modalitelerini birleştirerek etnik köken ve cinsiyet tanımlamaları için bir entegrasyon şeması tanımlar. Üç boyutlu şekil bilgisinin cinsiyet sınıflandırması için etkili bir yetenek sağladığını gösterirler. 376 deneğin 1240 yüz taramasına dayanan sonuç, cinsiyet tanımlama ortalama hata oranının %9,0 olduğunu gösteriyor. Costen ve diğerleri [82], nispeten küçük bir üç boyutlu görünüm modelleri eğitim setinden oluşturulan çok sayıda aday özellik arasında önemli özellikleri seçmek için seyrek bir SVM sınıflandırıcı üretir ve tam bir dağınık sınıflandırıcı seti oluşturmak için bir algoritma önerir. Seyrek sınıflandırıcılar, sınıflandırma ve ilgili özellik tanımlama için istatistiksel algoritmalar.

3.4. İfade Çeşitliliği Altında Yüz Tanımanın İncelemesi

İfade çeşitlilikleri altında yüz tanıma, son yirmi yılda birçok bilgisayar görüşü araştırmacısının, ifade çeşitliliği altında yüzleri tanıma sorunlarına odaklanması için cazip hale geldi ve önemli ilerlemeler gerçekleşti [83,84]. 70'lerin sonlarında, Ekman'ın ilk çalışması [85], mutluluk, üzüntü, öfke korku şaşkınlık, tiksinti ve nötr olan temel yüz ifadelerini tanımlamış ve sınıflandırmıştır. Yüz ifadelerini tanımlamak için bazı sistemler önerilmiştir. Ekman ve Friesen Yüz Hareketi Kodlama Sistemini önerdi. Hareket Birimleri ismini verdikleri kas gerilmesi veya gevşemesi setlerini ilişkilendirdiler. Bu, yüz ifadelerini tanımlayan en iyi sistem haline geldi. Dinamik yüz ifadesi tanıma, bilgisayar görmesi için iyi bilinen bir konu olmuştur. Bu alana birçok araştırmacı katkıda bulunmuştur. Örneğin Cohen ve diğerleri [86] Bayes ağına dayalı bir ifade sınıflandırıcı geliştirdi. Bayes ağı, ilgili değişkenler arasında ihtimallere dayanan ilişkileri kodlayan bir grafik modeldir. Grafikte her düğüm bir değişkeni temsil ederken, düğümler arasındaki kenarlar ise karşılık gelen rastgele değişkenler arasındaki olasılığa dayalı bağımlılıkları temsil eder. Ayrıca, insan yüz ifadesini video sekanslarından otomatik olarak bölümlere ayırmak ve tanımak için yeni bir Gizli Markov Modeli (HMM) [87] önerdiler. Gizli Markov Modeli, her durumun direkt gözlemlenebilir olmadığını ancak gözlemlenebilir bir rastgele sonuç ürettiği bir modeldir. Pantic ve Patras [88], partikül filtreleme yöntemine dayanarak yüz eylem birimlerini ve benzer ifadeleri tanıyabilen dinamik bir sistem sunar. Bu bağlamda Bartlett ve diğerleri [89], SVM sınıflandırıcısı kullandı. Son olarak Fasel ve Luetten [90], dinamik yüz ifadesi tanımak için

literatürdeki yöntemleri ve sistemleri incelediler. Çevresel değişimler durumunda sağlamlık karşılaştırılmasına odaklandılar. Lu ve diğerleri [91], ifade ve nötr ifadeyle depolanmış bir üç boyutlu yüz modeline oluşturduğu çeşitliliğin varlığında iki buçuk boyutlu yüz görüntülerinin uyumunu ve az sayıda örnekten oluşturulan ifadeye özgü ve genel olmak üzere iki tür deforme olabilen modeli bir maliyet fonksiyonunun en aza indirilmesi olarak formüle edilen belirli bir test görüntüsü yerleştirerek oluşturur. Yani temel olarak deforme olabilir bir modeli belirli bir test görüntüsüne eşlemek iki tip dönüşüm gerektirir: katı olan dönüşüm ve katı olmayan dönüşüm. Bu nedenle maliyet, rijit dönüşüm için öteleme vektörü, dönme matrisi ve bir dizi ağırlık α tarafından oluşturulur. Kakadiaris [92], üç boyutlu yüz ifadelerini tanıma ile ilgili temel zorlukları aşağıdaki şekilde ele almıştır.

- Doğruluk Kazancı: Üç boyutlu yüz ifadesi tanıma özelliğini bağımsız olarak veya diğer modalitelerle birlikte kullanmak için üç boyutlu sistemin kullanılmasını sebeplendirmek için iki boyutlu yüz tanıma sistemine göre üç boyutlu sistemin önemli bir doğruluk kazancı üretilmelidir.
- Verimlilik: Üç boyutlu veri toplama, konu başına daha büyük veri dosyalarını yakalar ve oluşturur. Bu durum da önemli depolama alanı gereksinimlerine ve yavaş işlemlerin gerçekleşmesine neden olur. Verimli veriler için veri ön işleme ele alınması gerekebilir.
- Otomasyon: Uygulamalar için tasarlanmış bir sistem tam otomatik olarak çalışabilmelidir.
- Test veri tabanı: Üç boyutlu yüz ifadesi tanıma sisteminin performansını test etmek için daha büyük ve yaygın olarak kabul edilen veri tabanları üretilmelidir.

Kakadiaris, deforme olabilen bir model kullanarak ve üç boyutlu geometri bilgilerini iki boyutlu düzenli bir şekilde haritalayarak yaşanabilecek olumsuzlukların çoğunu ele aldı. Bunun avantajı, üç boyutlu verileri iki boyutlu verilerin hesaplama verimliliği ile birleştirmektir.

3.5. Yüz Tanıma Sistemlerinin İncelenmesi

Yüz tanıma sistemleri hareketli veya hareketsiz görüntülerdeki yüzleri algılar ve tanıır. Belirli bir otomatik yüz tanıma sisteminin akış şeması Şekil 3.6'da gösterildiği gibidir.



Şekil 3.9. Yüz tanıma sisteminin akış şeması

Genel olarak, otomatik yüz tanıma sisteminin tanımı, bir sahnenin sabit görüntüleri veya video görüntüleri göz önüne alındığında, sahnedeki bir veya daha fazla kişiyi kayıtlı bir yüz veri tabanı kullanarak olay yerindeki bir veya daha fazla kişinin tanımlanmasıdır. Dağınık sahnelerden doğru yüz algılama gerçekleştirilmesi için; yüz hizalaması, yüzün daha doğru lokalizasyonu ve tespit edilen her yüzün ölçeği önemlidir. Girilen yüz görüntüsü, boyut ve poz gibi geometrik özellikler ve aydınlatma gri ölçek gibi fotometrik özellikler ile yüz gösterimi ve tanıma gibi özellikleriyle ilgilendirilerek normalleştirilir.

Sahada konumlandırılabilir ortamlarda uygulanan otomatik bir insan yüzü tanıma sisteminde verimliliği, hesaplama hızını ve performans arttırmak için anahtar alt görevler üç ilgili bileşene bölünüp gruplara ayrılabilir.

- i. Yüzlerin yüzey bölgesinin verimli bir şekilde kaydedilmesi ve modellenmesi, kayıt algoritmasının hesaplama karmaşasını çözmeyi ve tanıma bölümündeki performansın iyileşmesini sağlar. [93]
- ii. Çoğu durumda çeşitli yüzleri gözler, burun ve ağız açısından ayırt eden üç boyutlu yüz özellikleri bileşeninin çıkarılması. Günümüzde yüz öznitelik çıkarımı için en popüler yöntemler, nokta bulutlarına, yüz profillerine, yüzey eğriliğine dayalı özelliklere, iki boyutlu derinlikli görüntü tabanlı yaklaşımlarına ve yüzey normallerine dayanmaktadır. [94]
- iii. Etkili bir şekilde iki boyutlu üç boyutlu yüz verilerini kullanan algoritma ve metod.

3.6. Üç Boyutlu Yüz Tanımanın Zorlukları

İki boyutlu yüz tanıma teknikleriyle karşılaştırıldığında, üç boyutlu yüz tanıma daha yeni bir yöntemdir ve son yıllarda daha fazla geliştirilmiştir. Kuşkusuz bir üç boyutlu model, aydınlatma ve poz farklılıklarından daha az etkilenen yüz şekli hakkında daha net bilgi sağlar. Başka bir faktör üç boyutlu yüz tanıma yöntemlerinin hızlı gelişmesini sağlamıştır. Üç boyutlu

sistemlerin geliştirilmesi üç boyutlu yakalama sürecini daha hızlı ve ucuz hale getiriyor. Bu kesinlikle üç boyutlu yüz tanıma yöntemini gerçek durumlar için daha da uygulanabilir bir hale getirdi. Üç boyutlu yüz tanıma hala birkaç sorun ve zorluk var:

- Gürültülü yüz görüntüleri: Üç boyutlu veri toplama sistemlerin kalitesi son birkaç yılda iyileşse de, hâlihazırda bazı yöntemlerin performansı üzerinde bir etki yaratma sorunu hala devam etmektedir.
- Özellik noktalarının lokalizasyonu: Aslına bakarsanız bazı araştırmacılar, iki boyutlu doku bilgisini kullanarak üç boyutlu geometri ağları üzerindeki kritik özellik noktalarını lokalize etmişlerdir. Sadece üç boyutlu geometri ağlarına bağlı yeterli özellik noktalarının (MPEG-4 standardı) bulunması güç olduğundan iki boyutlu doku bilgisi olmadan üç boyutlu görüntülerle uğraşmak bir zahmet olarak görülebilir.
- İfade çeşitlilikleri: Bu, ince farklarda bile üç boyutlu edinim sistemine yakalanabiliyor ve tanıma performansını etkileyebiliyor.
- Hesaplama maliyeti: Gerçek dünya uygulamaları için daha uygun fiyatlı bir hesaplama maliyeti elde etmek çok zor bir hal aldı. Çünkü iki boyutlu doku bilgilerine kıyasla üç boyutlu yüz görüntüleri kullanmak zaten büyük bir hesaplama maliyeti sunuyor.

Yüz tanıma için geliştirilen yaklaşımların büyük bir kısmı, sadece algoritmanın eğitimi için kullanılan bir grubun alt kümesini veya aynısını bir grup insanın görüntülerini içeren bir test seti ile yüz tanıma için kullanılmıştır. Böyle bir durumda eğitilmiş olan veri tabanında var olmayan kişilerin görüntüleri doğal olarak kabul edilmez. Bu var olmayan kişilerin reddedilmesi, kontrol ve izin oluşturma gibi birçok uygulama için önemlidir. Yüz tanıma sistemine sunulan herhangi bir kişi hiç reddedilmeden eğitilmiş veri tabanında var olan kişilerden biri kabul edilir. Reddetme olayı güvenme ölçütüne dayanarak gerçekleştirilebilir. Güven belli bir noktanın altında olursa kişi reddedilir. Güven konuşma tanıma [95,96], yüz tanıma bilinmeyen kişilere karşılık gelen kelime dışı kelimeleri tespit etmek ve tanıma hatalarını tespit etmek için yaygın olarak kullanılmaktadır. Görüntülerin reddedilmesinde eğitilmiş veri tabanında üye olmayan ve reddedilmesi gereken bir kişinin görüntüsü olması durumu ve eğer tanımlanan yüz yanlış bir kişiye atandıysa bu durumda yüzün reddedilmesi veya yanlış olarak sınıflandırılması tercih edilmelidir. Kişi doğru bir şekilde tanımlanmalı ve tanıma üzerindeki etkisi en az olmalıdır.

Güven seviyesini ölçmek için yüz tanıma modülü için Pseudo 2D Hidden Markov Models (P2DHMM) ve DCT katsayılarını incelediğimiz zaman [97] yüz görüntüsü yukarıdan aşağıya ve soldan sağa bir dikdörtgen örnek alma penceresi ile taranır. Pencerenin boyutu 16x16 pikseldir ve komşu pencereler arası üst üste gelme %75'dir. Oluşan örnekleme penceresi içindeki pikseller DCT kullanılarak dönüştürülür ve ilk 15 piksel çıkarılır. Özellik çıkarmanın sonucu P2DHMM'ler kullanılarak sınıflandırılan bir özellik vektörleri dizisidir. Eğitim görüntüleri için her kişiye bir P2DHMM eğitilir. Her yüz modelinin tanınması için test görüntüsünün sınıf şartlı

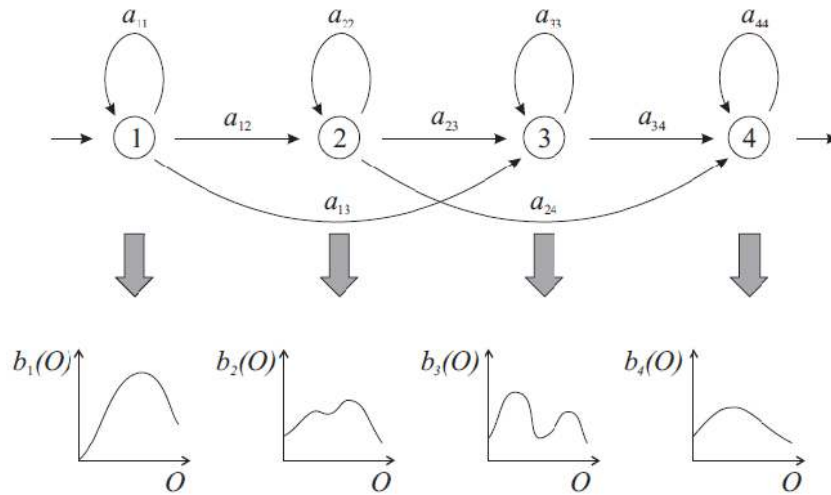
olasılığı belirlenir. En iyi seçim tanınmış kişi olarak en yüksek olasılığa sahip görüntünün olduğu seçimidir.

1-D Hidden Markov Models(HMM) [98] yaygın olarak konuşma tanımda kullanılır. Bir HMM λ_i , N durumdan oluşursa $Q=s_1, s_2, \dots, s_N$. Her başka adımda bir geçiş olasılığı matrisine ($A=[a_{ij}]$) bağlı olarak başka bir duruma geçilir ve ihtimal yoğunluk fonksiyonuna bağlı olarak bir sembol oluşturulur:

$$b_j(O_t) = \sum_{k=1}^K c_{kj} \cdot N(O_t, \mu_{kj}, \Sigma_{kj})$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..1)

Fonksiyon, ana vektör μ_{kj} ve kovaryans matrisi Σ_{kj} ile Gauss karışımlarının ağırlıklı toplamıdır.



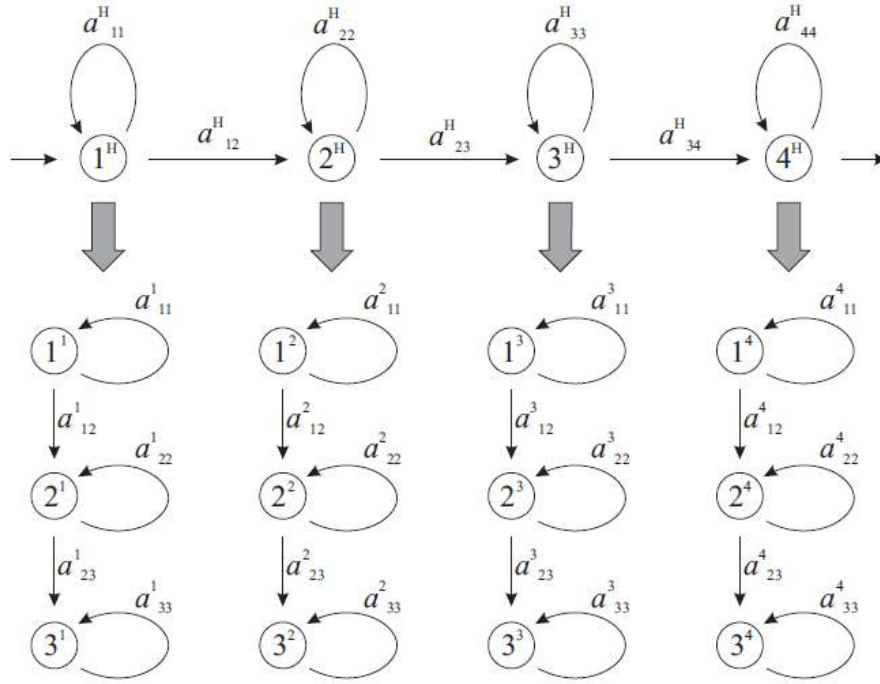
Şekil 3.10. 1-D Hidden Markov Model [99]

Şekil 3.7 dört duruma ve atanmış fonksiyonlara sahip 1-D HMM'i göstermektedir. Olası geçişler yaylarla gösterilmiştir. Hidden Markov Model ile ilgili temel sorun ortaya koyulan model λ için O gözlem dizisi olasılığını hesaplamaktır.

$$P(O|\lambda_i) = \sum_{q \in Q^T} \prod_{t=1}^T b_{q_t}(O_t) \pi_{q_1} \prod_{t=2}^T a_{q_{t-1}q_t}$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..2)

T gözlem dizisi uzunluğudur ve π ilk durum dağılımıdır.



Şekil 3.11. Pseudo 2-D Hidden Markov Model [100]

Pseudo 2-D HMM görüntüler gibi X ve Y boyutunda iki boyutlu O verisinin modellenmesi için tek boyutlu durumun uzantılarıdır. P2DHMM iç içe geçmiş tek boyutlu HMM'lerdir. Bir HMM görüntüde sütunların arasının modellenmesini sağlar. Olasılık yoğunluğu fonksiyonu yerine üstün modelin durumları, sütunların içindeki hücreleri modellemek için tek boyutlu bir HMM'ye sahiptir. Şekil 3.8'de her durumda üç durumlu 1-D HMM içeren dört farklı durumu olan bir P2DHMM göstermektedir. Alt modellerin olasılık yoğunluğu fonksiyonları bu şekilde ihmal edilmiştir.

Baum-Welch Metodu, modeli her kişi için maksimum olasılık çözümüne dayalı eğitim amacıyla kullanılır. İleri-Geri Algoritması model i için O gözlem dizisinin $P(O|\lambda_i)$ olasılığını hesaplar tanıma için maksimum $P(O|\lambda_i)$ olan model sonuç olarak seçilir. Bayes' in kuralı arkadaki olasılığı da hesaplar.

$$P(O|\lambda_i) = \frac{P(O|\lambda_i)P(\lambda_i)}{P(O)}$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..3)

Koşulsuz olasılık $P(O)$ bir görüntü için değişmez ve yüz tanıma için önceki olasılık $P(\lambda_i)$ tüm insanlar için aynıdır. Maksimum seçici kullanıldığı zaman İleri-Geri Algoritması tarafından sağlanan bilgilerin büyük bir kısmı kullanılamaz. Bilgiler tanınmayan kişilerin reddedilmesi ve tanıma hatalarının hepsi için kullanılabilir.

Bayes karar teorisi (Denklem 3.3) tarafından üretilen arka olasılık eğer $P(O)$ hesaplanabiliyorsa en elverişli olan kendinden emin bir ölçüm sağlar[100,101]. Konuşma tanıma alanında güven önlemlerinin birçoğu arka olasılığa dayanır. Son olasılık $P(O|\lambda_i)$ deneylerde belirlenmesi gereken bir eşiğin altındaysa tanıma sonucu reddedilir. Yüz tanımada önceki olasılık $P(\lambda_i)$ tüm insanlar için aynıdır. Temel sorun sınıfların sayısı hemen hemen sonsuz olduğundan koşulsuz olasılık $P(O)$ 'nun tam olarak hesaplanamayışıdır. Bu nedenle bilinmeyen kişilerin reddi için yaklaşık $P(O)$ değerleri kullanılmalıdır. Normalleştirme koşulsuz olasılığa tüm sınıfların olasılıklarının toplamı alınarak gerçekleştirilir.

$$P(O) \approx \sum_{j=1}^C P(O|\lambda_j)P(\lambda_j)$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..4)

Sınıflar bilindiği ve bilinmeyen kişilerin reddedilmesi için tanıma hatalarının tespiti amacıyla bu $P(O)$ hesaplaması en uygun bir biçimde yapılmalıdır. HMM tabanlı yüz tanıma için olasılıkların etkinliği bilgisayarların kesinlik aralıklarını aşar. Bu yüzden reddedildiğinde yeni bir çözüm elde etmek için denklem 3.3 ve 3.4 yeniden formüle edilebilir.

$$\left(\frac{1}{\tau-1}\right)^{-1} = \tau' > \frac{P(O|\lambda_i)}{\sum_{j=1, j \neq i}^C P(O|\lambda_j)}$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..5)

Denklem 3.5 birinci ve ikinci sınıf olasılıkları diğer sınıfların olasılığından daha büyükse, reddetme kuralının tanınan sınıfın ve ikinci en iyi sınıfın olasılık oranı olarak yaklaşılabileceğini gösterir. Bu ölçünün adı 'En iyi iki güven ölçüsü' dür[102].

İkinci yaklaşım $P(O)$ 'nun hesaplanması için dolgu modeli kullanır.

$$P(O) \approx P(O|\lambda_{filler})$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..6)

Dolgu modeli [103,104] söylenen sözcükleri ve mimikleri tanımada kullanılmış ve mimik tanımda reddedilme konusunda başarıyla uygulanmıştır[105]. Dolgu modeli tanıyıcı için eğitim setinin parçası olmayan çok sayıda yüz üzerinde eğitilmelidir.

O gözlemi, çıktı olasılığı p tek tür olan bir sürecin çıktısı olarak kabul edilir. Bu durumda X Y boyutundaki O gözlemi için $P(O)$:

$$P(O) \approx p^{X,Y}$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..7)

p çözümlemeli olarak saptanamaz ancak sabit bir görüntü boyutu durumunda deneylerle belirlenmesi gereken reddetme sınırının içine alınabilir. Denklem 3.7 ve denklem 3.3 birleştirilir ve $t.p^{X,Y}$ için yeniden çözülürse yeni üst sınır ve reddetme kuralını verir:

$$\tau. p^{X,Y} = \tau' > P(O|\lambda_i)$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..8)

Tüm $P(O)$ yaklaşımları için görüntü boyutunun sabit olduğu varsayımına dikkat edilmelidir.

Arka olasılık bir güven ölçüsü hesaplamak için sadece birbirinden farklı sınıf olasılıklarını kullanır. Arka olasılık durumunda $P(O|\lambda_i)$ olasılığı için sınıfların sıralaması güven ölçümleri için kullanılmıştır. Her insan diğer insana benzer görünebilmesi ve buna rağmen tanınma gerçekleşmesi temel amaçtır. Eğitim setinin her bir üyesi için eğitim görüntüleri yüz tanıma sistemi ile tanınarak ve insanlar $P(O|\lambda_i)$ olasılığına göre sıralanarak bir sıralama listesi olasılıklarına göre sıralanır. Bir sıralama listesi oluşturulduktan sonra test görüntüsünün taşınması ile maksimum $P(O|\lambda_i)$ olasılığı ile seçilen tanınan kişinin sıralama listesi test görüntüsünün sıralaması ile kıyaslanır. Sıralamanın değerlendirilmesi için iki yöntem vardır.

Sıralama farkının toplamı yöntemindeki algoritma en üst N sınıfını kullanır. Eğitim görüntüsünü ve eğitim esnasındaki sıralamada sınıfların yerlerinin test sırasındaki mutlak farkın toplamını hesaplar. Tablo 3.2’de hesaplama için bir örnek gösterilmiştir.

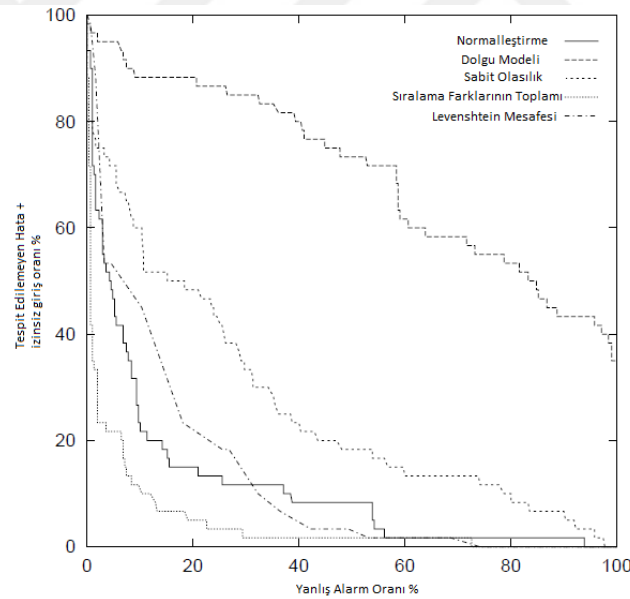
Tablo 3.2. Eğitim esnasındaki sıralamada sınıf yerlerinin test sırasındaki mutlak farkı

Sıra	Test Sıralaması	Eğitim Sıralaması	Mutlak Fark
1	a	a	$ 1-1 =0$
2	b	c	$ 3-2 =1$
3	c	d	$ 4-3 =1$
4	d	e	$ 5-4 =1$
5	e	b	$ 2-5 =3$
6	f	f	$ 6-6 =0$

En iyi sonuçların önemini belirtmek için ağırlıklandırma faktörü kullanılabilir.

Levenshtein Mesafesi yönteminde eğitimin en üst N sınıfını ve test sıralamasını kullanır ve Levenshtein Mesafesini hesaplar[106]. Levenshtein Mesafe Algoritması normal koşullarda dizelerin karşılaştırılması için kullanılır fakat değerlendirme için sıralamalar bir dizi olarak ve her grup farklı bir karakter olarak kabul edilirse kullanılabilir.

Eickeler ve diğerleri [100] Bochum veri tabanını [107] kullanarak bazı deneyler gerçekleştirdi. Bochum her bir kişinin dört görüntüsünü içeren 111 kişilik bir veri tabanıdır. Her görüntü 128x128 pikseldir. Önden görünüşü gösteren her bir kişinin bir görüntüsü, her bir kişi için Pseudo 2-D HMM eğitimi için kullanıldı. Test için kişilerin üç resmi kullanıldı. Görüntüler 11 derece ve 22 derece bir baş dönüşü içerir. Bochum veritabanıyla %99.4 başarı oranı elde etmişlerdir. Şekil 3.9’da yaptıkları farklı ölçümlerin sonuçlarını gösterilmiştir. Yanlış alarm oranı, reddedilen fakat doğru tanındığı sanılan kişilerin yüzdesidir. Grafik mutlak sıra farkının toplamına dayalı sıralamanın değerlendirilmesinin en iyi sonuç verdiğini göstermektedir. Levenshtein Mesafesi’ne dayalı sıralama düşüktür. Her iki sıralama ölçütü de en iyi 35 sınıfın sıralamasını değerlendirdiler. Fakat öteki sayılardaki en iyi sınıf N için benzer sonuçlar gösterdi.



Şekil 3.12. Tespit Edilemeyen Hataların Ve Bilinmeyen Kişilerin Reddedilmesi[100]

Normalleştirme, olasılık bazlı ölçümler arasındaki en iyi sonucu verir. Fakat koşulsuz olasılığın sabit olasılıkla yaklaştırılması tanımada oluşan hataların ve tanınmayan kişilerin %20’sine kadar yanlış alarm olmadan reddedebilir. Bu reddetmelerin büyük bir kısmının yüz değil de başka sebeplerden olduğu görülür. Bu sebeple sabit olasılık tek yüz veya yüz­süz bir karar için kullanılabilir. Dolgu modeli en kötü sonuçları verir. Dolgu modelin bağımsız bir yüz seti kullanmayıp eğitim setinin görüntüleri üzerinde eğitmesinden kaynaklanır. Tanıma hatlarının ve

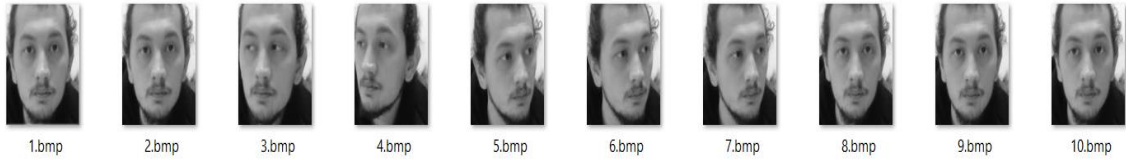
bilinmeyen kişilerin reddi için 5 farklı güven ölçütü karşılaştırıldığında üç ölçüm Bayes kuralı kullanılarak arka olasılığa dayandırıldı ve ikisi test görüntüsü için sınıfların olasılık sıralamasını değerlendirdi. Deney beklendiği gibi normalizasyonun hata tespiti için en iyi sonucu verdiğini gösterdi. Bilinmeyen kişilerin reddedilmesi amacıyla neredeyse sonsuz sayıda sınıf sebebiyle koşulsuz $P(O)$ olasılığı hesaplanamaz ve yakınlaştırılması gerekir. Koşulsuz olasılık $P(O)$ arka olasılığa göre bilinmeyen kişilerin reddinde daha iyi sonuç verdi.



4. ÖNERİLEN YÜZ TANIMA SİSTEMİ

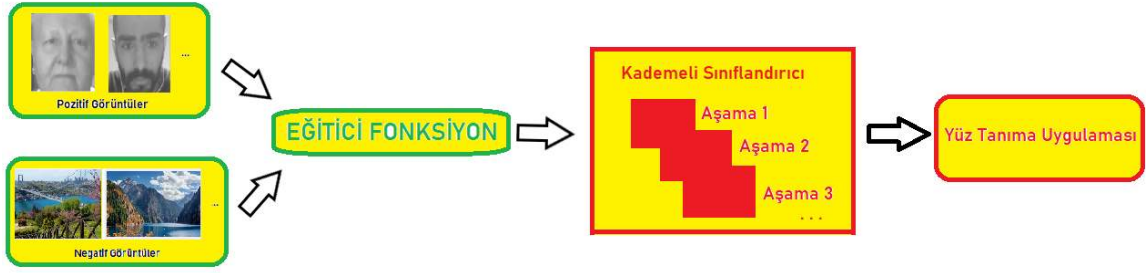
Şüpheli şahısların yüzleri kayıtlı bir veri tabanından alınan yüzlerin güvenlik kamerasında yakalandığı anda tespit edilmesi için gerçek zamanlı bir yüz tanıma uygulaması gerçekleştirildi. Veri tabanı şüpheli veya sabıkası olan kişilerin sisteme eğitilerek tanıtılması sonucu oluşturuldu. Kurulan sistem, bir şüphelinin yüzü gerçek zamanlı olarak algoritma tarafından tanındığı zaman o kişinin eğitilmiş veri tabanındaki herhangi bir yüz ile eşleşip eşleşmediğinin kontrol edilmesine dayanmaktadır. Yöntem olarak Viola-Jones [108] algoritmasından faydalanıldı. Şimdi aşama aşama çalışmadan bahsedilecektir.

Eğitim için bir yüz dedektörü kullanıldı. Dedektör sisteme gösterilen aranan kişinin ön yüzünü, ağzını, burnunu ve gözleri algılar. Yüzü taranan kişi yüzünü hafif şekilde profil yönlerinde hareket ettirir ve eğitim programımız şahsın 10 adet fotoğrafını alır. Veri tabanına böylece bu kişinin yüzünün 10 adet 92x112 piksel siyah beyaz fotoğrafını kaydetmiş olur. Şekil 4.1'de veri tabanına kaydedilmiş bir yüz görüntü örneği verilmiştir.



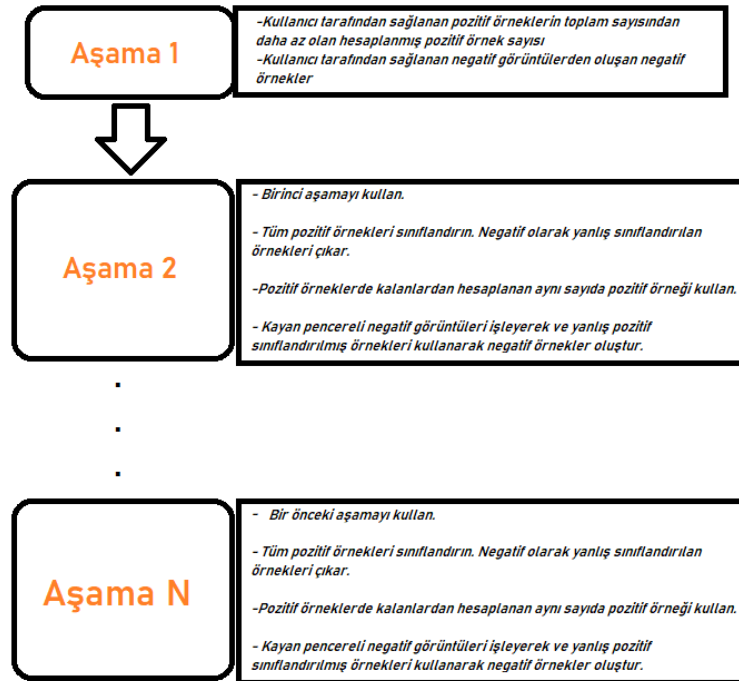
Şekil 4.1. Veritabanına Eğitimi Gerçekleştirdiğimiz Bir Yüzün 10 Adet görüntüsü

Eğitimde kullanılan kademeli sınıflandırıcı görüntü üzerinde bir pencere kaydırma kaydırma görüntüdeki en-boy oranı sabit kalan nesneleri algılar. Dedektör daha sonra pencerenin içindeki nesnenin ilgilendiğimiz yüz olup olmadığına karar vermek için kademeli sınıflandırıcı kullanır. Üç boyutlu nesneler döndüğü zaman en- boy oranı değiştiğinden yüzün eğitiminde profil tarafından eğitilmesi oldukça önemlidir. Bu sebeple eğitim aşamasında yüz hareket ettirilmelidir. Kademeli sınıflandırıcı birkaç tane zayıf sınıflandırıcının birleşmesinden oluşur. Her aşama arttırılarak eğitilir. Güçlendirme zayıf sınıflandırıcı tarafından alınan kararların ortalaması alınarak doğru bir sınıflandırıcı yetiştirilmesini sağlar. Aşamalar kontrol edilen pencere bir yüz içermiyorsa hızla reddedecek şekilde tasarlanmıştır. Pozitif bir örnek doğru sınıflandırılırsa gerçek pozitif, yanlış sınıflandırılırsa yanlış negatif olur. Pencerelerin büyük bir bölümünde yüz yokmuş gibi bir sanı söz konusudur ancak gerçek pozitif nadirdir ve doğrulamak için zaman ayırmaya değer. Negatif bir örnek yanlış sınıflandırılırsa yanlış pozitif olur. Şekil 4.2'de eğiticinin çalışma aşamaları verilmiştir. Pozitif ve negatif görüntüler önce eğitici fonksiyona gönderilir. Sonra kademeli sınıflandırıcıda pozitif örnekler tespit edilip negatif örnekler elenecektir.



Şekil 4.2. Eğiticinin Çalışma Aşamaları

Şekil 4.3’de kademeli sınıflandırıcının eğitiminin aşama aşama nasıl gerçekleştiği verilmiştir. Sınıflandırıcımızın iyi çalışması için bu aşamaların her birinde yanlış negatif oranı az olmalıdır. Bir aşamada bir yüz yanlış bir şekilde negatif olarak etiketlenirse sınıflandırma durur bu hatayı düzeltmek zor olur. Yanlış pozitif olarak etiketlense bile sonraki aşamalarda hata düzeltilebilir. Daha fazla aşama eklemek yanlış pozitif oranını azaltır ama aynı zamanda gerçek pozitif oranını da azaltır. Görüntü toplama cihazından her seferinde bir kare alınır. Görüntü toplama cihazı olarak bilgisayar kamerası kullandığım için format olarak 640x480 formatını seçtim. Kameranın özel erişimi elde edilir ve belirtilen özellik değerleri uygulanarak akışı başlatır. Algılanan yüzleri içeren genişlik ve yüksekliğe bağlı kutular oluşur. Bu sayede girdi görüntüsünde çok ölçekli yüz algılanmasına yardımcı olur.



Şekil 4.3. Kademeli Sınıflandırıcının Eğitimi

PCA (Temel Bileşen Analizi) yöntemi kullanılarak özellik boyutu azaltılır. Temel bileşen analizi yöntemini temel alan uygulamada büyük derecedeki özneliliklerle ilgilenilmez. Veri düşük bir boyuta ve verideki değişim korunacak şekilde eşlenmeyi sağlayan doğrusal olan bir dönüşümdür. Birinci temel bileşen veri üzerindeki en büyük değişim yönünde ikincisi ise sonraki en büyük değişim yönündedir. Böylelikle ilk birkaç temel bileşen ile verinin değişimi konusunda en fazla etkili olan özellikler alınmış olur. Daha az veri kullanılmış olur. Bu sayede bilgi taşınırken büyük kısım korunmuş olur. PCA yönteminde sırayla denklem 4.1 kullanılarak kovaryans matrisi oluşturulur.

$$\Phi = \sum_{i=1}^m (a_i - a_{ort})(a_i - a_{ort})^T$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..9)

Φ 'nin (λ_i, u_i) $i=1,2,\dots,n$ için çifti bulunur. Burada λ_i öz değer, u_i ise öz vektördür.

$$\det(\lambda I - \Phi) = 0$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..10)

Denklem 4.2 kullanılarak λ değerleri bulunur. En büyük r tane özdeğere karşılık gelen özvektörler bulunur. En büyük özdeğere karşı gelen özvektörler kullanılarak w izdüşüm matrisi bulunur.

$$w = [u_1, u_2, u_3, \dots, u_r]_{n \times r}$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..11)

w matrisi kullanılarak eğitim kümesindeki öznelilik vektörleri daha düşük boyutlu bir alt uzaya indirgenir.

$$a_i^p = w^T \cdot a_i, \quad i=1,2,3,\dots,n$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..12)

w izdüşüm matrisini kullanarak X_{test} vektörü hesaplanır.

$$X_{test}^p = w^T \cdot x_{test}$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..13)

Sınıflandırma aşağıdaki karar kuralına göre yapılır.

$$C^* = \operatorname{argmin}\{|x_{test}^p - a_i^p|\}$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..14)

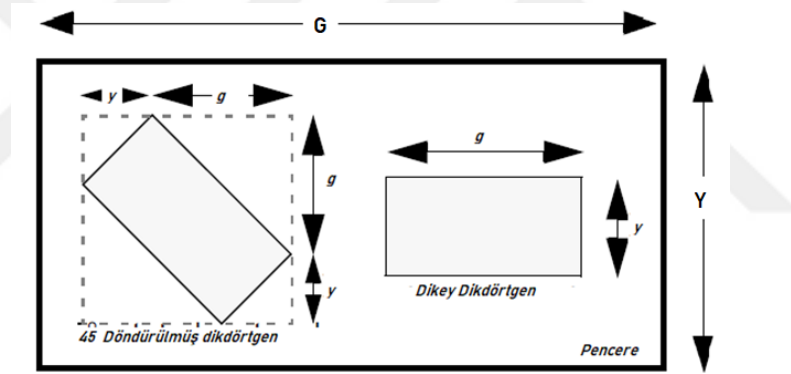
En küçük uzaklığı veren eğitim vektörüne ait olan sınıfa X_{test} vektörü atanır.

Yüzün varlığının tespiti için temel birimin *Genişlik x Yükseklik* piksel sayısında bir dikdörtgen pencere olduğunu düşünelim. Bu dikdörtgen $r = (x, y, w, h, \alpha)$ ile $0 \leq x, x + w \leq W, 0 \leq y, y + h \leq H, x, y \geq 0, w, h > 0, \alpha \in \{0^\circ, 45^\circ\}$ ile belirtilir ve piksel toplamı $z(r)$ ile gösterilmiştir. Bu tür dikdörtgenlerin örnekleri Şekil 4.4’de gösterilmiştir. Özellik kümesi ağırlıkların $w_i \in R$ dikdörtgenlerin r_i ve N’nin keyfi olarak seçildiği formun olası özelliklerinin kümesidir.

$$\text{Özellik}_I = \sum_{i \in I = \{1, \dots, N\}} w_i \cdot z(r)$$

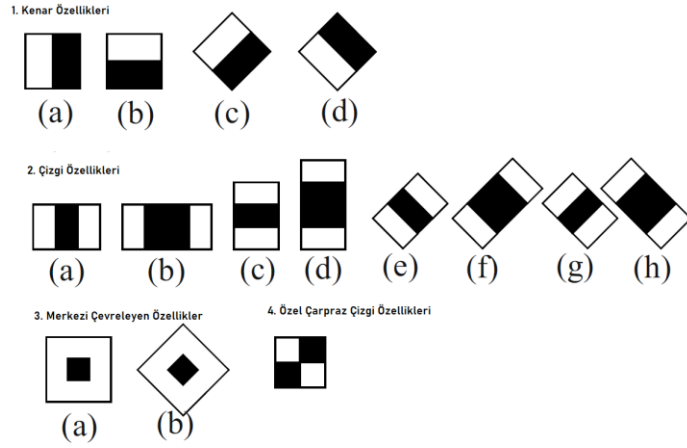
(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..15)

Bu özellik seti neredeyse sonsuz büyüklüktedir. Pratikteki bazı problemlerden ötürü azaltılması için yalnızca iki dikdörtgenin piksel ağırlıklı kombinasyonları dikkate alınabilir ve ağırlıklar zıt işaretlere sahip olduğundan iki dikdörtgen arasındaki alan boyutundaki farkları telafi amaçlı kullanılır.



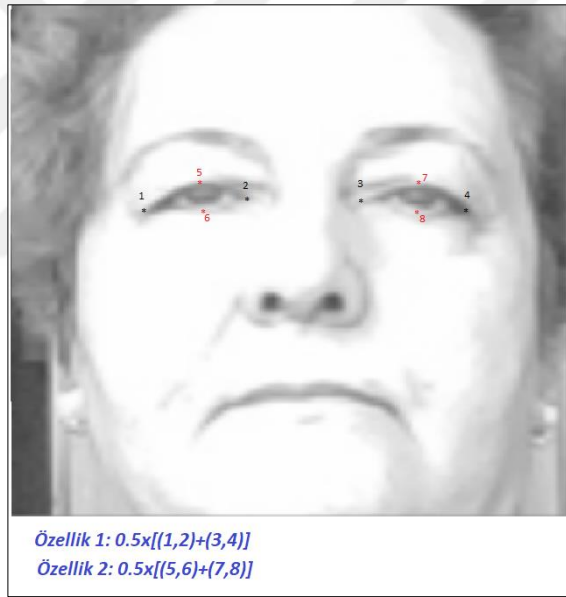
Şekil 4.4. Dikey ve 45° döndürülmüş dikdörtgen örneği [110]

Yukarıda bahsedilen kısıtlamalardan ötürü bizi Şekil 4.5’de görülen 14 özellik prototipine götürür. Dörtkenar özelliği, sekiz çizgi özelliği ve iki merkez çevre özelliği ve özel bir çarpaz çizgi özelliği. Bu prototipler zengin aşırı eksiksiz özellikler oluşturmak için dikey ve yatay yönde bağımsız olarak ölçeklendiler. Çizgi özellikleri yalnızca iki dikdörtgenle hesaplanabilir. Burada ilk dikdörtgenin siyah beyaz dikdörtgeni kapsadığı ikinci dikdörtgenin siyah alanı temsil ettiği varsayılır. Şekil 4.5’ün 1-a 1-b 2-a 2-c ve 4-a özellikleri kullanılmıştır. Öğrenme sisteminin ifade olanağını büyük ölçüde arttırdı ve sonuç olarak nesne algılama sisteminin performansını güçlendirilmiş oldu. Bu özellikle tespit edilen nesneler köşegen yapıya sahipse geçerli olur.



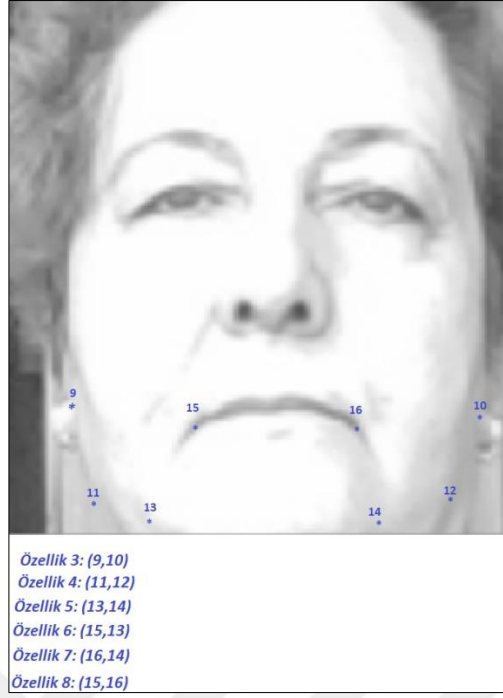
Şekil 4.5. Basit Haar benzeri ve merkez çevresel özelliklerin prototipleri [109]

Kendi veritabanımızdaki bir örnek üzerinde bazı yüz özellikleri verilecektir.



Şekil 4.6. Göz kapağına ilişkin elde edilen özellikler

Şekil 4.6’da görüldüğü üzere göz kapağının sağ göz kapağının bitiş noktaları olan 1 noktası ile 2 noktası arasındaki mesafe ile sol göz kapağının bitiş noktaları olan 3 noktası ile 4 noktası arasındaki mesafenin toplamalarının 0.5 ile çarpılması bir özellik olarak nitelendirilmiştir.



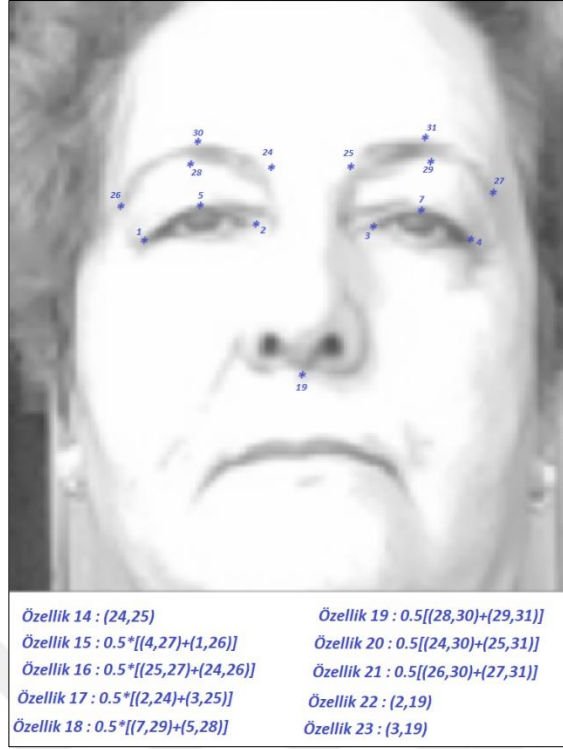
Şekil 4.7. Yüz Hatları kullanılarak elde edilen bazı özellikler

Şekil 4.7’de yüzün dış hatlarından ve dudağın bitiş noktalarından faydalanılarak elde edilen bazı özellikler gösterilmiştir. Yanağın bitip kulağın başladığı yüzün sağ bölgesindeki 9 numaralı nokta ile 10 numaralı nokta arasındaki mesafe, yüzün oval bölümlerinin kıvrım noktaları olan 11 ve 12 noktası arasındaki mesafe ve çenenin keskin noktaları olan 13 ve 14 noktalarının arasındaki mesafe yüz hatlarıyla ilgili temel özellikler olarak nitelendirildi. Yine dudağın sağ ve sol bitiş noktaları olan 15 ve 16 numaralı noktalar arasındaki mesafe başka bir özellik olarak nitelendirilmiştir. Dudak kenarındaki noktalar 15 ve 16 ile yüzün bitiş noktası olan 13 ile 14 arasındaki mesafeler ise bir diğer özelliktir.



Şekil 4.8. Burun ve dudağa ilişkin elde edilen bazı özellikler

Şekil 4.8’de dudakların ayrıldığı 21 numaralı nokta ile alt dudağın bitimi olan 22 ve üst dudağın bitimi olan 20 numaralı nokta arasındaki mesafe farklı iki özellik olarak nitelendirildi. Yine 22 numaralı nokta ile çenenin bitimi olan 23 numaralı nokta arasındaki mesafe ayrı bir özelliktir. Burunun sağ tarafının bitimindeki 17 numaralı nokta ve sol tarafındaki bitimi 18 numaralı nokta arasındaki mesafe ise yine bir diğer özelliktir.



Şekil 4.9. Göz ve Kaşlara İlişkin Elde Edilen Bazı Özellikler

Şekil 4.9’da kaşların başlangıcı olan 24 ve 25 numaralı noktalar arasındaki mesafe bir özellik, göz kapağının bitimi olan 1 ve 4 numaralı noktalar ile kaşın bitimi olan 26 ve 27 numaralı noktalar arasındaki mesafelerin toplamının yarısı başka bir özellik, yine kaşın başlangıcı olan 24, 25 numaralı noktalar ve kaşın bitimi olan 26 ve 27 numaralı noktalar arasındaki mesafe başka bir özellik, göz kapağın başlangıcı olan 2 ve 3 numaralı noktalar ile kaşın başlangıcı olan 24 ve 25 numaralı noktalar arasındaki mesafenin toplamının yarısı bir başka özellik olarak nitelendirilmiştir. Yine kaşın üst kısmı ve alt kısmı arasındaki mesafe, kaşın kıvrım noktası ile kaşın başlangıcı ve bitişi arasındaki mesafeler, gözün başlangıcı ile burunun alt noktası arasındaki mesafe diğer özelliklerdir.

Siyah alanlar negatif beyaz alanlar pozitif ağırlıklara sahiptir. Her prototipten üretilen özelliklerin sayısı oldukça fazladır ve birbirlerine göre farklılık gösterir. Hesaplanması aşağıdaki gibidir. $X = W/w$ ve $Y = H/h$ x ve y yönündeki maksimum ölçeklendirme faktörleri olsun. $W \times H$ Boyutunun dik bir özelliği daha sonra $w \times h$ boyutundaki bir görüntü için $XY(W + 1 - w(X + 1)/2)(H + 2 - h(Y + 1)/2)$ özellikleri üretirken döndürülen bir pencere $z = w + h$ için denklem 4.8’deki gibi olur.

$$XY(W + 1 - z(X + 1)/2)(H + 1 - z(Y + 1)/2)$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..16)

Tüm özellikler iki görüntü yardımıyla herhangi bir boyut için sabit zamanda çok hızlı bir şekilde hesaplanabilir. Dikey dikdörtgenler için yardımcı görüntü Toplanmış Alan Tablosu'dur($TAT(x, y)$). $TAT(x, y)$ Şekil 4.5a'da görüldüğü gibi dikey dikdörtgenin sol üst köşesinden sağ alt köşeye kadar değişen piksellerin toplamından ibarettir.

$$TAT(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} I(x', y')$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..17)

$$TAT(x, y) = TAT(x, y - 1) + TAT(x - 1, y) + I(x, y) - TAT(x - 1, y - 1)$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..18)

$$TAT(-1, y) = TAT(x, -1) = TAT(-1, -1) = 0$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..19)

Denklem 4.10 ve 4.11'de soldan sağa ve yukarıdan aşağıya tüm piksellerin üzerinden tek geçiş ile hesaplanabilir. Şekil 4.5c'de görüldüğü gibi dikey dikdörtgenlerden herhangi biri $r = (x, y, w, h, 0)$ piksel toplamının dört tablodan aranmasıyla belirlenebilir.

$$z(r) = TAT(x - 1, y - 1) + TAT(x + w - 1, y + h - 1) - TAT(x - 1, y + h - 1)$$

$$-TAT(x + w - 1, y - 1)$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..20)

45° döndürülen dikdörtgenler için yardımcı görüntü Toplam Alan Tablosu'dur. Şekil 4.5b'de görüldüğü üzere en alt köşesi (x,y) konumunda olan ve görüntünün üstteki sınırına kadar uzanan döndürülmüş piksellerin toplamı olarak tanımlanır. Bu görüşten ilk Viola-Jones [109] çalışmalarında bahsetmiştir.

$$RTAT(x, y) = \sum_{y' \leq y, y' \leq y - |x - x'|} I(x', y')$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..21)

$$RTAT(x, y) = RTAT(x - 1, y - 1) + RTAT(x + 1, y - 1)(-RTAT(-1, -2) + I(x, y) + I(x, y - 1)$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..22)

$$RTAT(-1, y) = RTAT(x, -1) = RTAT(x, -2) = RTAT(-1, -1) = RTAT(-1, 2) = 0$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..23)

Denklem 4.14 ve 4.15 ile tüm pikseller üzerinde soldan sağa ve yukarıdan aşağı tek seferde hesaplanabilir. Bundan herhangi bir döndürülmüş dikdörtgen $r = (x, y, w, h, 45^\circ)$ piksel toplamının 4 tablodan aranmasıyla belirlenebilir.

$$z(r) = RTAT(x - y + w, y + w + h - 1) + RTAT(x, y - 1) - RTAT(x - h, y + h - 1) - RTAT(x + w, y + w - 1)$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..24)

Aşamalı sınıflandırıcı olarak temel sınıflandırıcı olarak tercih edildi. Güçlendirme iyi bir öğrenme şeklidir. Güçlü bir sınıflandırıcı oluşturmak için birçok zayıf sınıflandırıcı birleştirilir. Zayıf bir sınıflandırıcı basit ve hesaplama açısından daha az maliyetlidir. Zayıf sınıflandırıcılar iyi bir şekilde birleştirilirse monolitik güçlü sınıflandırıcılardan daha iyi performans gösteren bir sınıflandırıcı elde etmek mümkündür. Hepsi bir sınıflandırmada hesaplama karışıklığı bakımından özdeştir ama öğrenme algoritmaları farklılık gösterir. Öğrenme $x \in R^k$ ve $y_i \in \{-1, 1\}$ ile $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$ N eğitim örneklerine dayanır. x_i ise bir K bileşen vektörüdür. Her bileşen eldeki öğrenmeyle ilgili bir özelliği kodlar. İstenen iki sınıflı çıktı -1 ve +1 olarak kodlanır. Yüz algılanması durumunda girdi bileşeni x_i bir özelliktir. +1 ve -1 çıktısı girdi modelinin ilgilenilen nesne sınıfının tam bir örneğini içerip içermediğini gösterir.

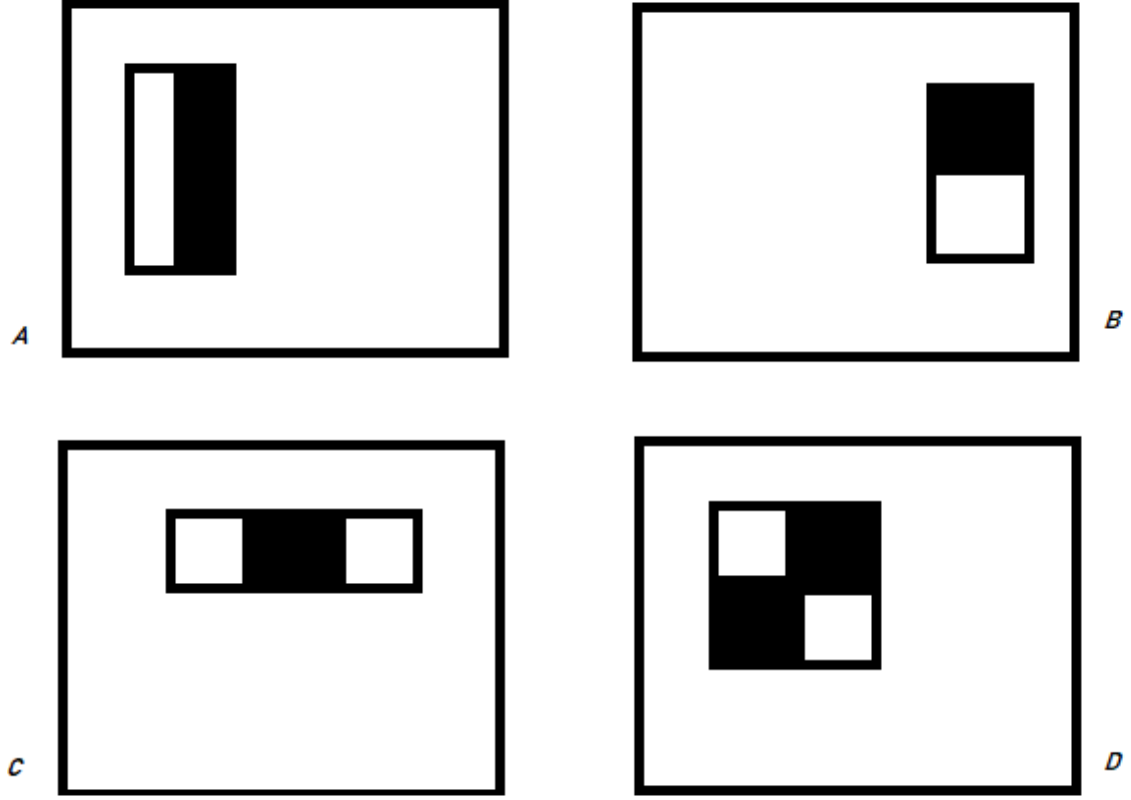
Kademeli sınıflandırıcı her derecede bir sınıflandırıcının hemen hemen tüm ilgilenilen yüzleri tespit için eğitilir. Yüz olmayan nesnelerin ise belirli bir kısmı reddedilir. Sistemimdeki yazılım öğrenme görevini üstlendiği için yaklaşık bir hata oranı ve ortalama bir yanılmalık oranı belirleyebiliriz. Her kısım aşama aşama yükseltme biçimleriyle eğitildi. Güçlendirme eğitim örneklerinin yeniden ağırlıklandırılmasını sağlayarak bir dizi zayıf sınıflandırıcıya dayalı güçlü bir sınıflandırıcı öğrenmesini sağladı. Özellik havuzundaki bir özelliği ikili eşitleme kararı ile birlikte kullandı ve 4 özelliğe kadar küçük karar ağaçları olarak sınıflandırdı. Yükselme her gerçekleştiğinde ağırlıklı eğitim örneklerinin en iyi şekilde sınıflandıran özellik tabanlı sınıflandırıcı eklendi. Aşama sayısı arttıkça yanılma oranını azaltmış oluyoruz. Algılanan ve gerçek yüzün merkezi arasındaki doğrusal uzaklık gerçek yüz boyutunun %30'undan küçüktü. Tespit edilen yüzün boyutu gerçek yüzün boyutunun $\pm\%50$ içinde oldu. Yüz tespiti esnasında kayan bir pencere resmin üzerinde sırayla kaydırılarak tarandı. Çoğunlukla birden fazla yüz yakın konuma göre algılanır ve gerçek bir yüz konumunda ölçeklenmesi sebebiyle birden fazla yakın algılama sonucu birleştirildi. Bu özellik sınıflandırılmasının sağladığı imkânlardan biri de kolaylıkla yeniden ölçeklendirilebilmesi olmuştur. Ölçekten bağımsız şekilde her özellik yardımcı görüntülerin toplamı ve kareleri toplamı sabit bir rakamda aramaya ihtiyaç duyar. Bu aramalar görüntünün sol üst köşesine göre gerçekleştirilmelidir ve tam konumlarda olmalıdır. Kesirli

ölçeklendirme ile yeni doğru pozisyonlar kesirli hale gelecektir. Bunun için uygulanacak en temel çözüm arama konumlarını en yakın tam sayıya yuvarlamaktır. Fakat özelliğin iki alanı arasındaki oran yuvarlama sayesinde eğitimdeki alan oranına kıyasla değişmiş olacağından performans da düşebilir. Bir diğer çözüm ise dikdörtgen toplamalarının ağırlıklı bir şekilde düzeltilmesidir. Böylece özellik için aralarındaki alan oranı orijinal boyutta olduğu gibi aynı olur. Görseller için bir makine öğrenmesi yaklaşımıyla yüzleri olabildiğince hızlı tanımaya çalışır. Kademeli olması atılan bölgelerin aradığımız yüzü içermesi mümkün olmamasının olasılığını arttıran nesneye özgü bir odaklanma sistemidir. Sistemde yalnızca tek bir gri görüntüdeki bulunun bilgilerle çalışılıp yüksek kare hızlarına çıkmasına olanak sağlanmıştır. Bu hızlı bir şekilde özelliklerin değerlendirilmesine izin veren entegre görüntü adlı bir görüntü sistemidir[108]. Haar temel özellikleri [109] kullanıldı. Bu özellikleri birçok ölçekte hızlıca hesabının yapılabilmesi için entegre görüntü temsili kullanıldı. Entegre görüntü her piksel başına belli bir işlem gerçekleştirilerek bir görüntüden hesaplanabilir. Hesaplama sonrasında bu haar özelliklerinden herhangi biri sabit zamanda herhangi bir ölçekte veya konumda hesaplanabilir. Adaboost [110] kullanarak nadir olan önemli özellikler seçilerek bir sınıflandırıcı oluşturulur. Herhangi bir görüntü alt penceresinde Haar benzeri özelliklerin toplam sayısı piksel sayısından daha fazla olacaktır. Öğrenme esnasındaki hızlı sınıflandırmayı sağlamak için mevcut özelliklerin büyük bir kısmı dışarıda bırakılıp küçük özellik kümesine odaklanılmalıdır. Zayıf öğrenici geri dönen her zayıf olan sınıflandırıcının sadece bir özellik ile ilişkin olabilmesi amaçlı kısıtlanır. Yani her aşama yeni bir zayıf sınıflandırıcıyı güçlendirme sürecidir.

Kademeli yapı ardışık karmaşık sınıflandırıcıları birleştirip yüzün özellik bölgelerine odaklanarak tanıma sisteminin hızının artırılmasında önemli faktör oynar. Görüntüdeki bir yüzün görüntünün hangi kısmında oluştuğunun belirlenmesinin hızlandırılmasının mümkün olması asıl hedeftir. Bu yaklaşımdaki temel ölçüt yanlış negatif oranı olacaktır. Odak noktası olarak kullanılabilen son derece verimli bir sınıflandırıcı eğitimi için bir süre tanınır. Belirli bir sınıfın örneklerinin tespiti amacıyla eğitilir. Yüzün algılanması için Haar benzeri özellikten oluşturulan bir sınıflandırıcı kullanılır. Bu, son tanıyıcının değerlendirilmesi gereken özellikleri azaltmaktadır. İlk sınıflandırıcı tarafından kabul edilen alt pencereler her öncekinden daha fazla karışık olan bir dizi sınıflandırıcı tarafından işlenir. Sınıflandırıcılardan biri alt pencereyi reddetmesi durumunda daha fazla işlem yapılmaz. Kademeli tespit sürecin yapısı esasen yozlaşmış bir karar ağacının yapısıdır.

Yüz tanıma yöntemim görüntüleri basit özelliklerin değerine göre sınıflandırır. Piksellerin doğrudan kullanılması yerine özelliklerin kullanılması için birçok sebep vardır. En büyük sebep özelliklerin kısıtlı miktarda eğitim bilgisi kullanarak öğrenmesi zor olan geçici alan bilgisini kodlayabilmesidir. Yani sistem için diğer önemli sebep özellik tabanlı sistemin piksel tabanlı

sisteme göre çok daha hızlı çalışmasıdır. Kullanılan basit özellikler, Papageorgiou ve diğerleri [111] tarafından kullanılan Haar temel özelliklerine benzemektedir.



Şekil 4.10. Çevrelenen algılama penceresine göre gösterilen örnek dikdörtgen özellikleri[109]

Beyaz dikdörtgenlerin içinde yer alan piksellerin toplamı siyah dikdörtgenlerdeki piksel toplamından çıkarılır. Düzey dikdörtgen özellikleri A ve B’de gösterilmiştir. Şekil 4.10’da üç dikdörtgen özelliği ve D’de dört dikdörtgen özelliği gösterilmiştir. İki dikdörtgen özelliği, iki dikdörtgen bölge içindeki piksellerin toplamı arasındaki farktır. Bölgeler aynı boyut ve şekle sahiptir. Yatay ve dikey olarak bitişiktir. Üç dikdörtgen özelliği bir merkez dikdörtgendeki toplamdan çıkarılan iki dış dikdörtgenin içindeki toplamı hesaplar. Dört dikdörtgen özelliği ise köşegen dikdörtgen çiftleri arasındaki farkı hesaplar.

Dikdörtgen özellikleri integral görüntü olarak tanımlanan görüntünün ara temsil olarak kullanılarak çok hızlı bir şekilde hesaplanmasını sağlar. x,y konumundaki integral görüntü konumun solundaki ve üzerindeki piksellerin toplamını içerir.

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y')$$

(Hata! Belirtilen stilde metne rastlanmadı..25)

Burada $ii(x, y)$ integral görüntüdür ve $i(x, y)$ orijinal görüntüdür. Aşağıdaki tekrarlamayı kullanarak:

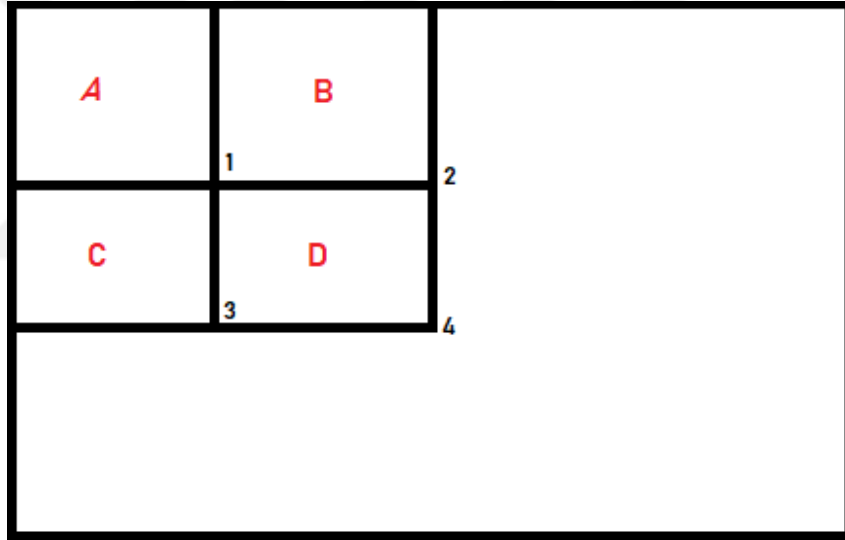
$$s(x, y) = s(x, y - 1) + i(x, y)$$

(Hata! Belirtilen stilde metne rastlanmadı..26)

$$ii(x, y) = ii(x - 1, y) + s(x, y)$$

(Hata! Belirtilen stilde metne rastlanmadı..27)

Burada $s(x, y)$ birikmiş satır toplamıdır. $s(x, -1)=0$ ve $ii(-1, y)=0$ integral görüntü orijinal görüntüyü geçerek hesaplanabilir.



Şekil 4.11. Dört Sıra Dikdörtgen Referansının Hesaplanma Şeması[109]

Şekil 4.11’de verilen dört sıra dikdörtgen referansının hesaplanma şeması üzerindeki D dikdörtgeni içindeki piksel toplamı dört sıra dikdörtgen referansı ile hesaplanması 1. Konumdaki integral görüntü değeriyle A dikdörtgenindeki piksel toplamı olur. 2. Konumdaki değer ise A+B, 3. Konumdaki değer A+C ve 4. Konumdaki değer ise A+B+C+D’dir. Yani D içindeki toplam 4. Konum ile 1. Konumun toplamından 2. Konum ile 3. Konumun toplamının çıkarılmasından hesaplanır. İntegral görüntüsü kullanarak herhangi bir dikdörtgen toplamı dört sıra referansında hesaplanabilir. İki dikdörtgen toplam arasındaki fark sekiz referansta hesaplanır. Dikdörtgen özellikler yönlendirilebilir filtreler[112,113] gibi diğer yöntemlerle karşılaştırılınca biraz basit kalabilir. Yönlendirilebilir filtreler limitlerin ayrıntılı bir şekilde analizi ve görüntü sıkıştırma ve

yapı analizi için çok iyidir. Bunun aksine dikdörtgen özellikler kenarların ve diğer basit görüntü yapılarının varlığına duyarlı olmasına rağmen oldukça kabadır. Dikdörtgen filtrelerdeki yönler dikey, yatay ve çaprazdır. Dikdörtgen özellik seti etkili öğrenmeyi sağlayan verimli bir görüntü temsili sağlar. İntegral görüntü ile beraber dikdörtgen özellik setinin etkisi kısıtlı esneklik için telafi sağlar.

Adaboost'un bir varyansı hem küçük bir özellik kümesi seçilmesi hem de sınıflandırıcının eğitimi amaçlı kullanıldı. Bu öğrenme algoritması basit bir öğrenme algoritmasının sınıflandırma yeteneğinin artması için kullanıldı. Adaboost öğrenme prosedürü tarafından sağlanan bir dizi resmi garanti vardır. Freund ve Schapire [114] güçlü sınıflandırıcının eğitim hatasının üstel olarak sifıra yaklaştığını ve genelleme performansı ile ilgili bir dizi sonuç kanıtladı. Genelleme performansı örnek fazlalığıyla orantılı olup büyük faydalar sağlamasıdır. Çok fazla özelliğin varlığına karşın her özellik verimli şekilde hesaplanabilse de tüm set için tüm özelliklerin hesaplanması oldukça zahmetli ve zordur. Bu özelliklerin etkili olan çok az bir kısmı efektif bir sınıflandırma için birleştirilir. Asıl zorluk bu doğru özelliklerin seçimidir. Bunun sağlanması için zayıf öğrenme algoritması örneklerin en iyi şekilde birbirinden ayrılmasını sağlayan tek dikdörtgen özelliğini seçmek için tasarlandı. Her özellik için zayıf öğrenci, minimum sayıda örnek yanlış sınıflandırılacak şekilde en uygun biçimde sınıflandırma özelliğini belirler. Zayıf bir sınıflandırıcı olan $h_j(x)$ böylece bir özellik f_j bir eşik sıfır ve işaretin yönünü gösteren p_j 'den şu şekilde oluşur:

$$h_j = \begin{cases} 1 & \text{if } p_j f_j(x) < p_j \theta_j \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases}$$

(Hata! Belirtilen stilde metne rastlanmadı..28)

Burada x 24x24 piksellik görüntünün bir alt penceresidir. Pek çok özellik seçim yöntemi olarak önerilmiştir. Uygulamamda özelliklerin büyük çoğunluğunu ortadan kaldıracak genişken bir tavrı gerekti. Benzer bir tanıma sorunu için Papageorgiou ve diğerleri [111] özellik seçimi için bir şekil önerisinde bulundu. 1734 özellikten 37 özellik seçerek çalışmalarında iyi sonuçlar aldılar. Roth ve diğerleri Winnow üstel algılayıcı öğrenme kuralıyla [115] özellik seçim süreci önerdi. Winnow öğrenmesi ağırlıkların çoğunun sıfır olduğu bir çözüme yaklaşır. Sınıflandırıcı öğrenimi için AdaBoost algoritması şu şekilde çalışır:

Sırasıyla negatif ve pozitif örnekler için $y_i = 0,1$ olan $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ örnek görüntüleri verilir.

Sırasıyla $y_i = 0,1$ için ağırlıkları $w_1, i = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l}$ için başlatılır. Burada m pozitif sayısı l negatif sayısıdır.

$t = 1, 2, \dots, T$ için:

Ağırlıklar standartlaştırılarak w_t bir ihtimal dağılımı olur:

$$w_{t,i} = \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..29)

Her j özelliği için tek bir özellik kullanılarak h_j sınıflandırıcısı eğitilir. Hata $w_t, \epsilon_j = \sum_i w_i |h_j(x_i) - y_i|$ formülüne göre değerlendirilir.

En düşük hata ϵ_t ile sınıflandırıcıyı h_t seçin.

$$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta^{1-e_i}$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..30)

Burada eğer örnek x_i doğru sınıflandırıldıysa $e_i = 0$ ve bunun dışında $e_i = 1$ ve $\beta_t = \frac{\epsilon_t}{1-\epsilon_t}$ şeklinde ağırlıklar güncellenir.

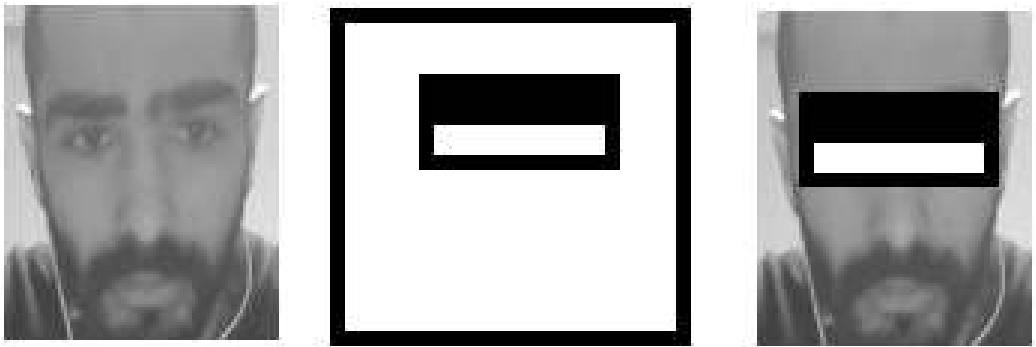
Son güçlü sınıflandırıcı ise

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases}$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..31)

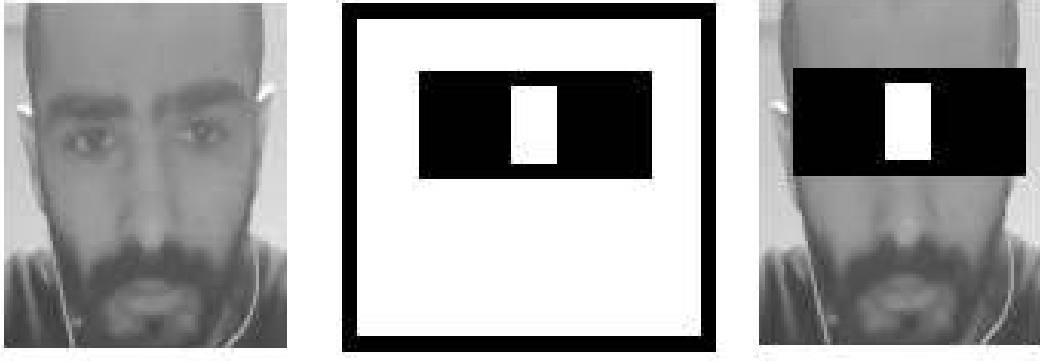
Burada $\alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}$ dir.

Yüz algılama görevi için AdaBoost tarafından seçilen ilk dikdörtgen özellikler anlamlıdır ve rahatça yorumlanabilir. Seçilen ilk özellik göz bölgesinin burun ve yanak bölgesinden daha koyu olmasıdır.



Şekil 4.12. Göz Bölgesinin Burun ve Yanak Bölgesinin Daha Koyu Olduğunu Belirten İlk Özellik

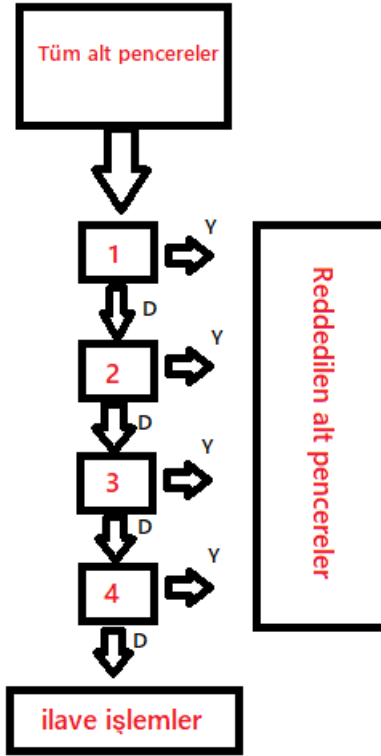
Bu özellik algılama alt penceresine oranla büyüktür ve yüzün boyutuna ve konumuna duyarsız olmalıdır. Seçilen ikinci özellik ise gözlerin burun köprüsünden daha koyu olmasına dayanır.



Şekil 4.13. Gözlerin Burun Köprüsünden Daha Koyu Olduğunu Belirten İkinci Özellik

Şekil 4.12 'de verilen ilk özellik göz bölgesi ile üst yanaklar boyunca bölge arasında bir yoğunluk farkını ölçer. Bu özellik göz bölgesinin genellikle yanaklardan daha koyu olduğu gözleminden faydalanmıştır. Şekil 4.13'de verilen ikinci özellik ise göz bölgelerindeki yoğunlukları burun köprüsü boyunca olan yoğunluklarla kıyaslar.

Yüksek algoritma performansı sağlayan bir sınıflandırıcı için temel algoritma neredeyse tüm pozitif olan örneklerin tespit edilirken negatif alt pencereleri reddeden daha küçük ve dolayısıyla daha verimli güçlendirilmiş sınıflandırıcıları oluşturmaktır. Daha karışık olan sınıflandırıcılar düşük yanlış pozitif oranları elde etme amacıyla çağırılmadan önce alt pencereleri reddetmek için daha sade olan sınıflandırıcılar kullanılır. Yüzü bulma sürecinin genel düzeni Şekil 4.14'da gösterildiği gibi kademeli bir karar ağacı biçimidir.



Şekil 4.14. Algılama Kademesinin Şematik Gösterimi

İlk sınıflandırıcı tarafından elde edilen olumlu bir sonuç yüksek tanıma oranları elde etmek için ayarlanmış olan ikinci bir sınıflandırıcının değerlendirilmesini tetikler. İkinci sınıflandırıcıdan gelen olumlu bir sonuç üçüncü sınıflandırıcıyı tetikler ve bu şekilde devam eder. Herhangi bir noktada olumsuz bir sonuç alt pencerenin reddedilmesine yol açar. Kademedeki evreler AdaBoost kullanılarak sınıflandırıcılar eğitilerek ve peşinden yanlış negatifleri en aza indirmek için eşik ayarlanarak oluşturulur. Varsayılan AdaBoost eşığının eğitim verilerindeki düşük hata oranını verecek şekilde tasarlanmıştır. Genel olarak daha düşük bir eşik verimi daha yüksek tespit oranları ve daha yüksek yanlış pozitif oranları verir. Örneğin yanlış negatiflerin azaltılması için eşiği düşürerek iki özellikli güçlü bir sınıflandırıcıdan birinci aşama sınıflandırıcı oluşturulabilir. İki özellik sınıflandırıcısının hesaplanması miktar olarak yaklaşık olarak 60 mikroişlemci direktifine karşılık geliyor. Daha basit bir filtrenin daha yüksek ret oranlarına ulaşabileceğini hayal etmek zor görünüyor. İkisi karşılaştırılırsa basit bir görüntü şablonunu tek katmanlı bir algılayıcıyı taramak en az 20 kat daha fazla işlem gerektirir. Kademeli sınıflandırıcının yapısı tek bir görüntü içinde alt pencerelerin ezici çoğunluğunun negatif olduğu gerçeğini yansıtır. Bu nedenle sınıflandırıcı olabildiğince en erken aşamada reddedebildiği kadar çok olumsuz reddetmeye çalışır. Olumlu bir örnek, kademedeki her sınıflandırıcının değerlendirmesine neden olacak olsa da bu fazlasıyla ender görülen bir olaydır. Karar ağacında olduğu gibi sonraki sınıflandırıcılar önceki tüm aşamalardan geçen örnekler kullanılarak eğitimi

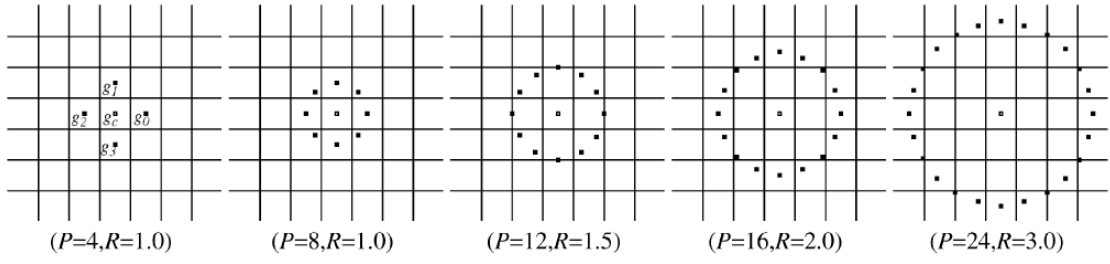
sağlanır. Sonuç olarak ikinci sınıflandırıcıda yüzler birinci sınıflandırıcıdan daha zor bir görevle karşılaşmıştır. İlk aşamayı geçen örnekler özgün örneklerden daha çok zorlanır. Daha ağır sınıflandırıcıların karşı karşıya geldiği daha zor örnekler alıcı çalışma karakteristiğini aşağı doğru iter. Aşamalı eğitim süreci iki tür ödünleşmeyi içerir. Çoğu durumda sınıflandırıcılar daha fazla özelliğe sahip olup daha yüksek algılama oranları ve daha düşük yanlış pozitif oranları elde edecektir. Bununla birlikte daha fazla özelliğe sahip sınıflandırıcıların hesaplanma süresi oldukça fazla olur. Esas olarak beklenen değerlendirmiş özelliklerin sayısını en aza indirmek için sınıflandırıcı aşamalarının sayısı, her aşamadaki özellik sayısı ve her aşamanın sınırı takas edildiği en uygun şekilde sokmak mantıklı olacaktır. Bu en uygun seviyeyi bulmak oldukça zor bir problemdir. Pratikte son derece etkili olan geçerli bir sınıflandırıcı üretmek için basit bir yapı kullanılır. Kademeli sınıflandırıcıdaki aşamaların her biri yanlış pozitif oranının azalmasını sağlar. Aşamaların her biri hedeflerin tespit edilmesi ve yanlış pozitif oranları karşılanana dek yeni özellik eklenerek eğitilir. Yanlış pozitif için genel hedefe ulaşmaya dek aşamalar eklenir.

Kademeli yüz tanıma süreci esasen yozlaşmış bir karar ağacı yapısıdır. Amit ve Geman'ın [116] basit görüntü özelliklerinin daha karışık bir tespit işleminin değerlendirilmesinde başka bir bakış açısı önerdiler. Bu şekilde tam algılama işleminde birçok potansiyel görüntünün konum ve ölçeğinin belirlenmesi gerekmez. Bunun uygulanmasında ilk önce her konumda bazı özellik algılayıcılarının değerlendirilmesi şarttır. Bu özellikler daha sonra olağan dışı birlikte oluşumları bulmak için gruplandırılır. Yaptığım uygulamada yüz tanıyıcı uygulamasının biçimi ve kullandığı özellikler son derece etkili olduğundan uygulamam her ölçekte ve konumda değerlendirmenin maliyetini amorti edip görüntü kenarlarını bulup gruplamadan daha hızlı çalışır.

Çalışmalarımızda kullandığımız sade ve tüm ölçeklerde var olan bir şekilde tanımlanan dikdörtgen özelliklere nazaran Fleuret ve German'ın [117] elde ettikleri görüntü özelliklerinin iyi ölçekli kenarların ayrışmaları oldukça farklıdır. Son çalışmalarında belirli bir ölçekte ve konumda bir yüzün varlığının belirlenmesi için test zincirine dayanan bir yüz algılama tekniği ortaya koymuşlardır. İki yaklaşım da öğrenme felsefelerinde temelden farklılık gösterir. Onların yaklaşımında öğrenme sürecinde asıl dürtü yoğunluk tahmini ve yoğunluk ayırımıdır. Fakat çalışmalarımızda kullandığım yüz tanıma sistemi tamamen ayırmacıdır.

Tek renkli bir yapı görüntüsünün yerel bir komşuluğunda yapı T 'yi P görüntü piksellerinin gri seviyelerinin ortak dağılımı olarak tanımlayarak gri ölçek ve dönüşle değişmeyen yapı işletmemizi başlatmış oluyoruz.

Buradaki gri değeri g_c yerel komşunun merkez pikselinin gri değerine karşılık gelir. $g_p(0, \dots, P-1)$ ise dairesel ve simetrik komşu kümesinden oluşan R yarıçaplı bir daire üzerindeki eşit boşluklu piksellerin gri değerlerine karşılık gelir. g_c 'nin koordinatları $(0,0)$ ise g_p koordinatları $(-R \sin(\frac{2\pi p}{P}), R \cos(\frac{2\pi p}{P}))$ 'dır.



Şekil 4.15. Farklı kullanım için dairesel simetrik komşu setleri [118]

Şekil 4.15’de çeşitli (P, R) değerleri için dairesel simetrik komşu setleri gösterilmektedir. Tam olarak piksellerin merkezine düşmeyen komşuların gri değerleri enterpolasyon yöntemi ile tahmin edilir. Gri ölçekli değişmezliğe doğru ilk adım olarak merkezi pikselin (g_c) gri değerini dairesel simetrik komşuluk g_p ’nin grilik değerlerinden bilgiyi kaybetmeden çıkarıyoruz:

$$T = t(g_c, g_0 - g_c, g_1 - g_c, \dots, g_{P-1} - g_c)$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..32)

Daha sonra $g_p - g_c$ farkının g_c ’den bağımsız olduğunu farz edelim ki bu da çarpanlara ayırmamızı sağlıyor:

$$T \approx t(g_c) t(g_0 - g_c, g_1 - g_c, \dots, g_{P-1} - g_c)$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..33)

Pratikte tam bir bağımsızlığı garanti edilmesi mümkün değildir. Bu sebeple çarpanlara ayrılmış bir dağılım yalnızca ortak dağılımın bir yaklaşımı olabilir. Ancak gri ölçekteki kaymalara göre değişmezliğe ulaşımı sağlamak için olabilecek küçük bilgi kaybını kabul etmeyi göze almamız gerekir. Yani 4.25 nolu denklemdeki $t(g_c)$ dağılımı yerel görüntü yapısıyla ilgili olmayan ve sonuç olarak doku analizi için yararlı bilgi sağlamayan görüntünün genel parlaklığını açıklamaktadır. Bu yüzden orijinal birleşik gri seviye yayılımındaki dokusal özellikler hakkındaki bilgilerin çoğu ortak fark dağılımı [119] ile iletilir:

$$T \approx t(g_0 - g_c, g_1 - g_c, \dots, g_{P-1} - g_c)$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..34)

P boyutlu histogramda her pikselin çevresindeki çeşitli desenlerin oluşumları kaydeden son derece ayırt edici bir yapı operatörüdür. Sabit bölgelerde farklar her şekilde sıfırken; yavaş eğimli bir kenarda, operatör eğim yönündeki en yüksek farkı ve kenar boyunca sıfır değerlerini kaydeder. Bir nokta için farklılıklar tüm yönlerde yüksektir. İşaretlenmiş farklılıklar $g_p - g_c$

ortalama parlaklıktaki değişikliklerden etkilenmez. Ölçeklendirilmesine göre değişmezliği, doğru değerleri yerine farklılıkların işaretlerini değerlendirerek elde ederiz.

$$T \approx t(s(g_0 - g_c), s(g_1 - g_c), \dots, s(g_{P-1} - g_c))$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..35)

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..36)

Her işaret $s(g_p - g_c)$ için binom çarpanı 2^p atlayarak 4.25 denklemini özgün bir LBP' ye dönüştürmüş oluruz.

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p$$

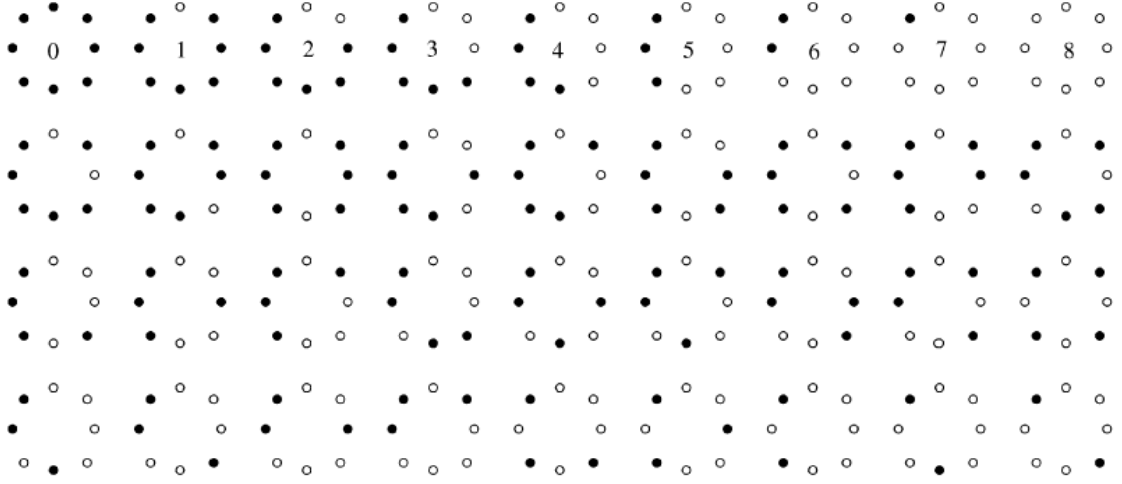
(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..37)

'Local Binary Pattern' adı operatörün işlevselliğini yansıtır. Yani bir yerel komşuluk merkez pikselinin gri değerinde ikili bir modele eşlenir. $LBP_{P,R}$ operatörü tanım gereği gri skalanın herhangi bir dönüşümüne karşı değişmez yani görüntüdeki gri değerinin sırası aynı olduğu sürece $LBP_{P,R}$ operatörü sabit kalır. $LBP_{P,R}$ operatörü bitişik dizideki P pikselleri tarafından kurulan 2^P farklı ikili modellere karşılık gelen 2^P farklı çıktı değerleri üretir. Görüntü döndürüldüğünde gri değerler g_p buna uygun olarak çemberin çevresi boyunca g_0 etrafında hareket edecektir. g_0 her zaman g_c 'nin sağındaki (0,R) unsurunun gri değeri olarak atandığından belirli bir ikili modeli döndürmek doğal bir şekilde farklı bir $LBP_{P,R}$ değeri ile sonuçlanmış olur. Bu tam dönüş açısında sabit kalan sadece 0'lerden veya 1'lerden oluşan desenler için geçerli değildir. Dönmenin etkisini ortadan kaldırmak için her dönüşle değişmeyen yerel ikili modele benzersiz bir tanımlayıcı atamak için şunlar tanımlanır:

$$LBP_{P,R}^i = \min\{ROR(LBP_{P,R}, i) \mid i = 0, 1, \dots, P-1\}$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..38)

Burada $ROR(x, i)$; x, i defa P-bit numarası üzerinde dairesel bir bit usulü sağa kaydırma gerçekleştirir. Görüntü pikselleri açısından tamamen bitişik dizinin saat yönünde o kadar çok dönmesine karşılık gelir ki $g_p - 1$ 'den başlayarak en anlamlı bitlerin maksimum sayısı sıfır olur. $LBP_{P,R}^i$ görüntüdeki belli mikro özelliklere karşılık gelen bireysel dönüşüm değişmeyen modellerin oluşum istatistiklerinin miktarını belirler. Bu yüzden modeller özellik dedektörleri olarak düşünülebilir.



Şekil 4.16. $LBP_{8,R}^{ri}$ ’nin dairesel simetrik komşu kümesinde meydana gelen 32 eşsiz dönüş ve değişmez ikili model

Şekil 4.16’da verilen dairesel simetrik komşu kümesinde meydana gelen dönüşte siyah ve beyaz daireler operatörün 8 bitlik çıktısında 0 ve 1 bit değerlerine karşılıktır. İlk satır dokuz ‘tek tip’ modeli içerir bunların içindeki sayılar benzersiz $LBP_{8,R}^{riu2}$ kodlarına karşılık gelir. $P = 8$ yani $LBP_{8,R}^{ri}$ durumunda meydana gelebilecek 36 benzersiz dönüşle değişmeyen yerel ikili modeli gösterir.

Tek bir görüntüden hızlı ve sağlam hedef keşfi, takip ve gözetleme sistemleri için arzu edilen bir yetenektir. Birincisi takip etmeyi daha etkili hale getirmek için şu anda takip edilen hedeflerin uygunluğunun onaylanmasına ve istenmeyen varsayımların kaldırılmasına imkân sağlar. İkincisi takip etme kusurundan kurtarmaya ve buraya kadar eksik olan hedeflerin yeniden başlatılmasına izin verir. Torralba’nın [120] çalışmalarının ardından yerel durum için düzgün köken şu şekildedir. İlk olarak, O nesnesinin mevcudiyeti için arka olasılık görüntü ölçümleri v ’nin bu durumda olduğu;

$$P(O|V) \simeq P(O|V_L) = \frac{P(V_L|O)}{P(V_L)} P(O)$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..39)

Olarak Bayes kuralı kullanılarak ayrıştırılabilir. Burada görüntü ölçümleri V bölgesel ölçümlerdir. Yani $V = V_L$ dir. Nesne merkezli nesne olasılığı $P(V_L|O)$ ile gösterilir ve $P(O)$ nesneye özgü arka olasılıktır. Ancak bir nesne ile durumu arasındaki bağılıkları yakalamak için ölçüm vektörü, V_c ’nin nesnenin bağlamının ölçümleri olduğu hedef nesnenin dışındaki özellikleri içerecek şekilde genişletilebilir.

$$V = \{V_L, V_C\}$$

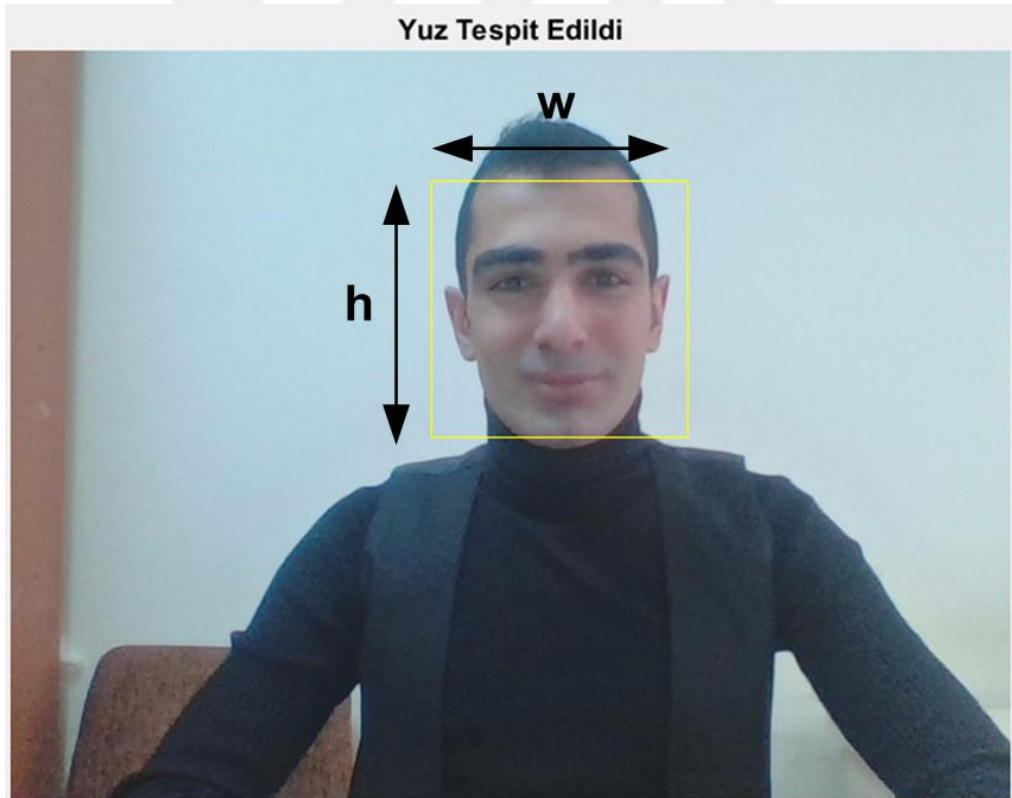
(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..40)

Bayes kuralı'nın uygulanması artık tüm olasılıkların sözün gelişine göre bilgilerle şartlandırıldığı bir ifadeye sebep olmaktadır.

$$P(O|V) = \frac{P(O,V)}{P(V)} = \frac{P(V_L|O, V_C)}{P(V_L|V_C)} P(O, V_C)$$

(Hata! Belgede belirtilen stilde metne rastlanmadı..41)

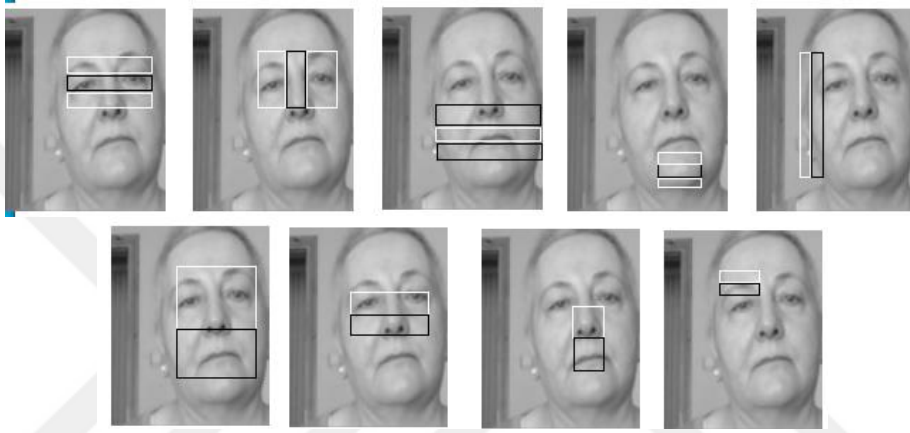
Yerel durum yaklaşımını uygulamak için bir kişinin başının tamamını boynunu ve vücudunun üst kısmını içeren bir örnekle algılayıcımızı eğitiyoruz. Bu seçim yüzlerin varlığı için önemli ipuçları içermeyi vaat ediyor. Ortaya çıkan eğitim verileri yalnızca yüzlerin dikkate alındığı nesne merkezli yaklaşımlardır. Algılama sırasında güncel yüz konumu algılama penceresi içinde sabit bir konum varsayılarak çıkarılır. Yüzün boyutu ve konumu doğrudan algılanan yerel bağlamın genişliği ve yüksekliğinden hesaplanır.



Şekil 4.17. Bir Yüzün Yerel Durumu Algılanınca Ortaya Çıkan Algılama Çerçevesi

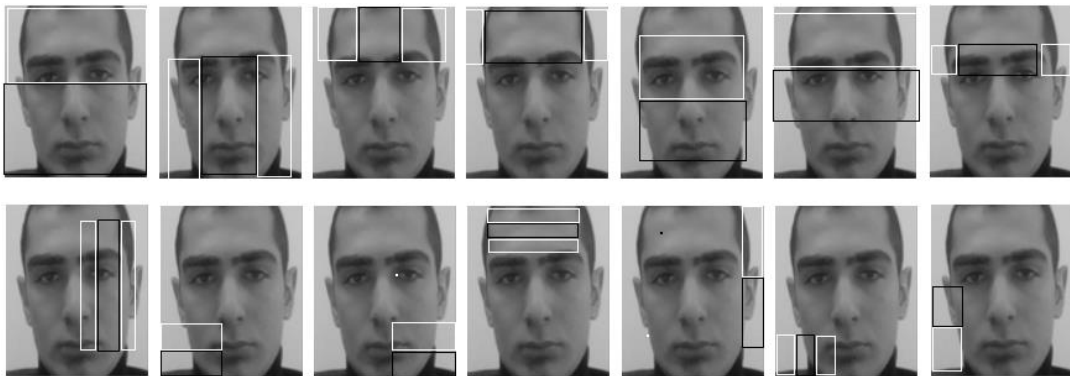
Yüzün boyutu ve konumu tespit edilen yerel durumun Şekil 4.17'de gösterildiği gibi genişliğinden ve yüksekliğinden doğrudan hesaplanır. Kullanılan algılayıcı çerçevesi Viola-

Jones’da kullanılan algılayıcıdır. Temel olarak bu algılayıcının özelliği dikdörtgen alt bölgeler üzerindeki integrallerin ağırlıklı farklarıdır. Şekil 4.10’deki siyah ve beyaz dikdörtgenlerin sırasıyla pozitif ve negatif ağırlıklara karşılık geldiği mevcut özellik türleri kümesini görselleştirmektedir. Özellik türleri 4 kenar, 8 çizgi ve 2 merkez çevresel özellikten oluşmaktadır. Öğrenme algoritması ise karar ağacı öğrenmeyi anımsatan tüm olası özellik türlerini, boyutlarını ve konumlarını göz önünde bulundurarak en ayırt edici özellikleri otomatik olarak seçer. Yerel durum yaklaşımı ve nesne merkezli yaklaşım durumunda seçilen özelliklerin karşılaştırılması ilgi çekicidir. Şekil 4.18’de seçilen dikdörtgen özellikler nesne merkezli durum görselleştirilmiştir.



Şekil 4.18. Nesne Merkezli Dikdörtgen Özellikler

Nesne merkezli durumda ilk üç özellik yatay ve dikey çizgi özelliklerini kullanarak göz, ağız ve burun çevresindeki iç yüz bölgelerini yakalar. Dördüncü, beşinci ve dokuzuncu resimlerde verilen ek özellikler daha çok başın ve çenenin dış hatlarını bulan kenar özelliklerdir.

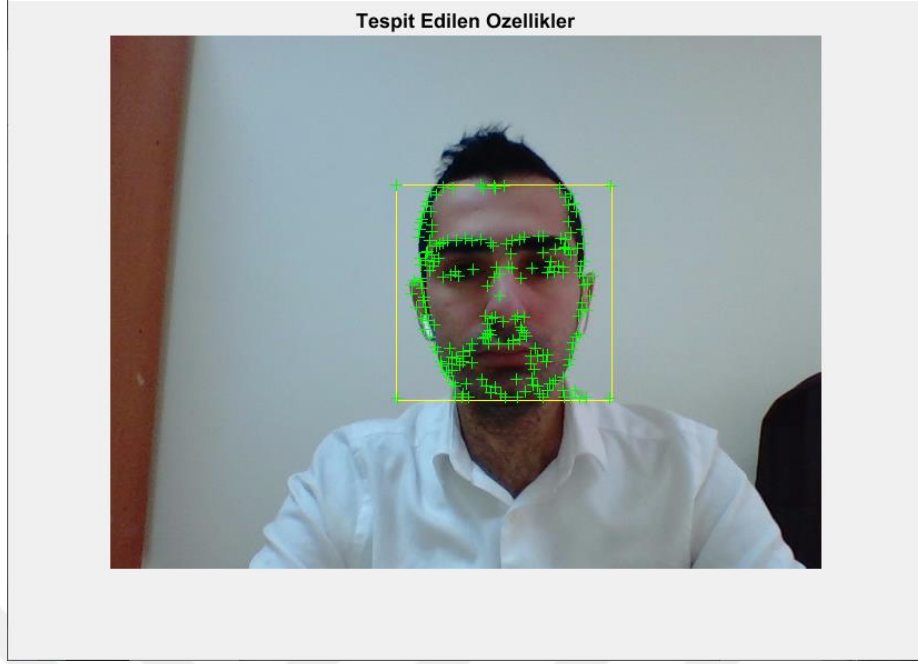


Şekil 4.19. Yerel Durum Dikdörtgen özellikleri

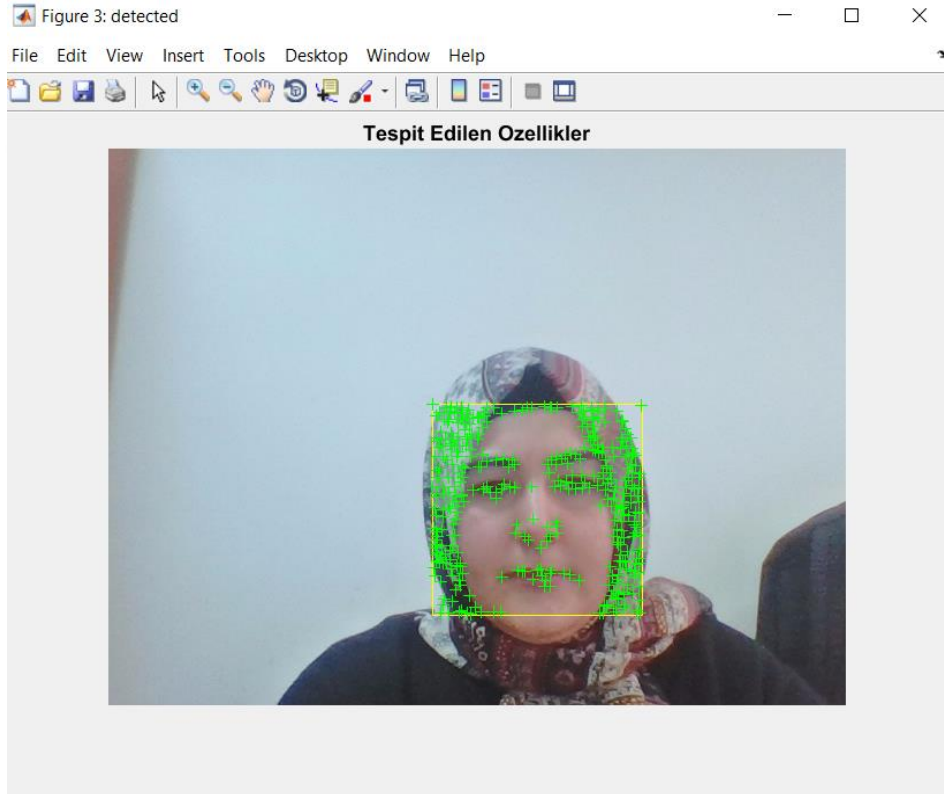
Şekil 4.19’ da yerel durum dikdörtgen özellikleri gösterilmiştir. Gösterilen özellikler algılayıcı kademesinin ilk aşaması olarak değerlendirilir bu sebeple en önemli özellikler olarak

kabul edilir. Nesne merkezli durumda 9 özellik yerel durumda ise 14 özellik vardır. Öğrenme algoritması her aşamada gerekli olan özellik sayısını otomatik belirler. Yerel durum için ilk özellik tüm parça boyunca yayılır. Yani aslında yerel durumu kullanır. İkinci resim ve beşinci resimdeki özellikler baş ve vücut hatlarını yakalar. Dokuz, on ve ondördüncü fotoğraflardaki özellikler ise sol ve sağ omzun yerini belirler. Bu yüzden sadece yüz kısımlarına bağlı yüz tanıyıcılardan daha farklıdır.

Kullanılan tanıyıcı çerçevesi güçlendirilmiş bir kaskad sınıflandırıcı fikrine dayanır. Ancak özellik setini genişletir ve öğrenme için farklı arttırma çeşitleri sunar. Şekillerde anlatılan özellikler insanın görme yolunun merkez çevre ve yön tepkileri gibi erken özelliklerini hatırlatır. Esas avantajları herhangi bir ölçekte sabit zamanda hesaplanabilmeleridir. Özellikler piksellerin daha küçük dikdörtgenlerin içindeki piksel ağırlıklarını toplayarak hesap yapar. Sadece iki dikdörtgenin piksel toplamalarının ağırlıklı birleşimleri dikkate alınır. Aslında ağırlıklar zıt işaretlere sahiptir ve alandaki farklılıkların telafisi için kullanılır. Toplanan alan tabloları kullanılarak verimli bir hesaplama elde edilir. Çoğaltılmış özellik setinin orijinal özelliklerin ifadesini ve çok yönlülüğünü arttırarak daha doğru sonuç veren algılayıcılar oluşturur. Bu özellik temsili farklı ölçeklerde arama yapmak için bir görüntü piramidinin hesaplanması gerekir. Kademeli öğrenme algoritması karar ağacı öğrenme şekline benzer. Aslında bir sınıflandırıcı kaskad yapısı bozulmuş bir karar ağacı olarak görülebilir. Basamaklamadaki her evre için nesne olmayan örneklerin belirli bir kısmını reddederken hemen hemen tüm hedef nesneleri algılamak üzere ayrı bir alt sınıflandırıcı eğitir. Bireysel aşamalar bir dizi zayıf öğrenciyi güçlü sınıflandırıcıda birleştiren güçlendirme kullanılarak eğitilir. Bu durumda zayıf bir öğrenci belirli bir özellik ve onun değerinde bir ikili eşik değerine sahiptir. Her arttırma turu ağırlıklı eğitim setinin en iyi şekilde sınıflanan zayıf öğrenciyi seçer ve ilk arttırma turu eğitim verilerinin tek tip ağırlıkta olduğunu varsayarken birbirini izleyen aşamalar yanlış sınıflandırılmış eğitim örneklerine daha yüksek ağırlık verir. Bu sınıflandırma algoritmanın ardışık turlarda daha ziyade zor olan vakalara odaklanmasını sağlar. Yaptığımız çalışmanın özelliklerin çıkarımını nasıl gerçekleştirdiği Şekil 4.20 ve Şekil 4.21’de gösterilmiştir.



Şekil 4.20. Yüz Tanıma Esnasında Çıkarılan Özelliklerin İşaretlenmesi

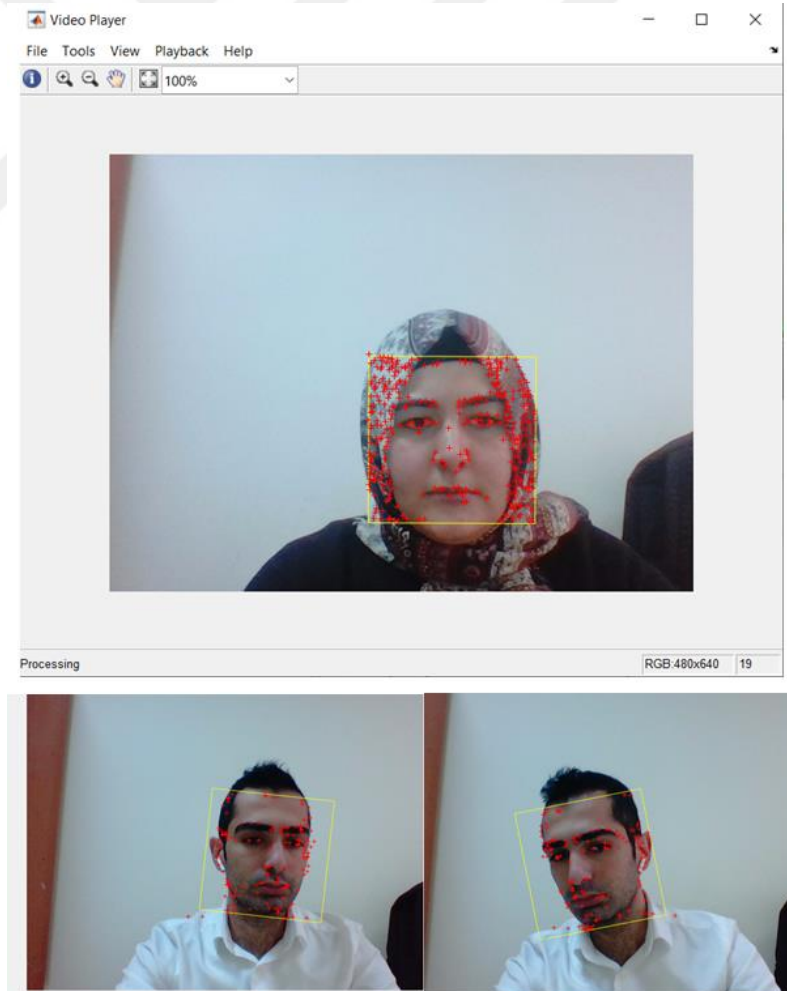


Şekil 4.21. Yüz Tanıma Esnasında Çıkarılan Özelliklerin İşaretlenmesi

Yüz takibinin gerçek zamanlı bir kayıta gerçekleştirilmesi için Kanade-Lucas-Tomasi KLT algoritmasını kullanıyoruz. Bu algoritma temelde ilk yüzdeki özellik noktası izlemeye dayanır ve hiçbir özellik noktası kalmayıncaya kadar onu izlemeye devam eder.

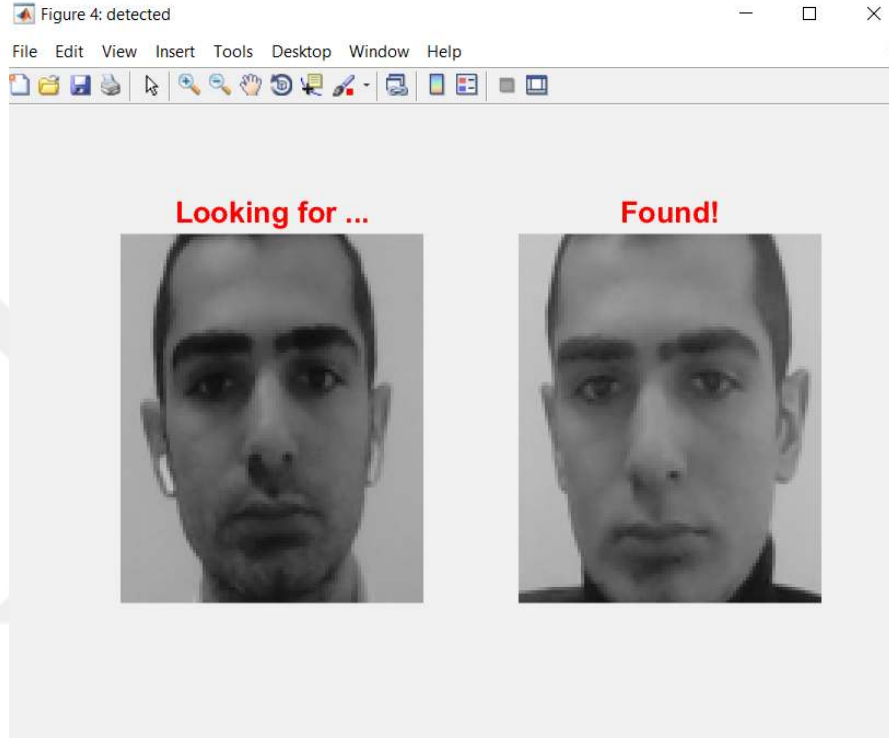
İzleme üzerine ayarlanan ilk özellik noktaları için, köşe noktalarını bulmak için özdeğer algoritması kullandık. Temelde bu, köşeyi algılayan Shi – Tomasi köşe algılama algoritmasıdır. Bir ilgi noktası olup olmadığını belirlemek için özdeğerlerin değerini doğrudan hesaplar.

Bu noktaları tespit edildikten sonra, Shi-Tomasi köşe tespitinden bulduğumuz noktaların her biri izlenebilecektir. Birbirini izleyen her çerçeve için yukarıdaki adımdaki noktaları eşleştirdik. Eğer eksik noktalar varsa, bunları göz ardı ederiz. Video karesinde en az 2 nokta olduğu sürece, yüzü izlemeye devam edebileceğiz. Daha sonra gerçek zamanlı olarak çalıştığımız için, köşe algılama algoritmasının tüm köşe noktaları ortadan kalktığında tekrar çalışmasını isteyeceğiz. Şekil 4.22’de çalışmamızda gerçekleştirdiğimiz gerçek zamanlı bir kayıta yüz özelliklerinin nasıl takip edildiği gösterilmiştir.



Şekil 4.22. Gerçek Zamanlı Bir Kayıta Yüz Özelliklerinin Takip Edilmesi

İşte burada gerçek zamanlı bir kayıttaki yüz özellikleri tanınan bireyin yüzü veri tabanındaki eğitilmiş yüzlerle karşılaştırılır. Eğer gerçek zamanlı görüntüde yakalanan yüz veri tabanındaki kişinin kaydedilmiş 10 fotoğrafından biriyle yüzü eşleşiyorsa ve başarılı bir şekilde yüz tanımayı gerçekleştirdiyse aranan kişinin yüzü Şekil 4.23'deki gibi eşleşecektir. Çalışma başarılı bir şekilde yüz tanımasını gerçekleştirmiştir.



Şekil 4.23. Veri Tabanındaki Bir Yüzle Gerçek Zamanlı Bir Görüntüde Yakalanan Yüzün Eşleşmesi

4.1. Deneyler

6 kadın 14 erkek olmak üzere 20 tane birey sisteme eğitildi. Eğitim esnasında her bir kişinin 10 tane fotoğrafı sistem tarafından kaydedildi. 20 kişi için toplam 200 tane 92x112 siyah beyaz fotoğrafla veri tabanı oluşturuldu. Veri tabanımız şekil 4.24 ve 4.25 de verildiği gibidir.

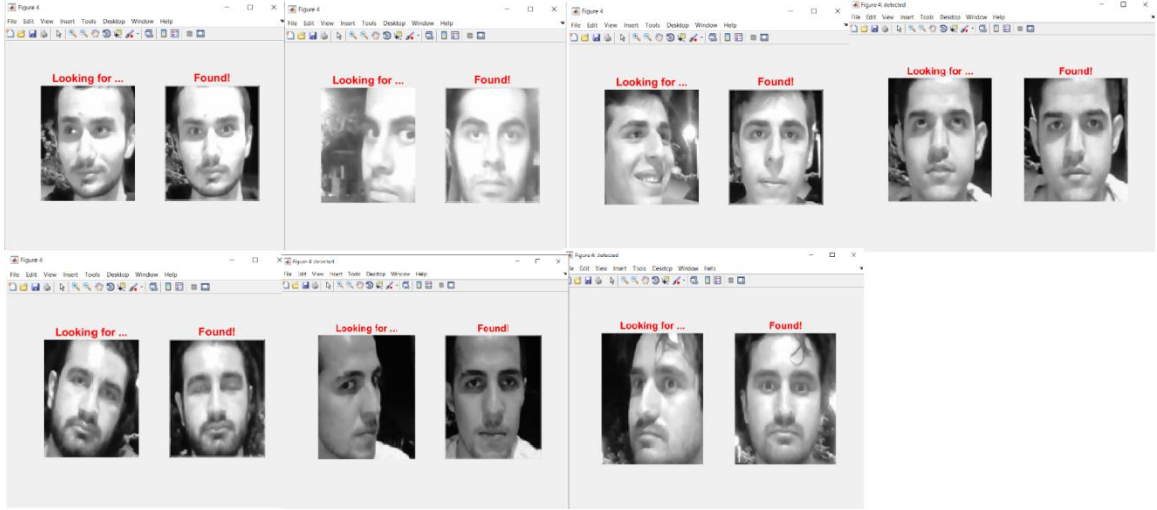


Şekil 4.24. Veri tabanı(1)



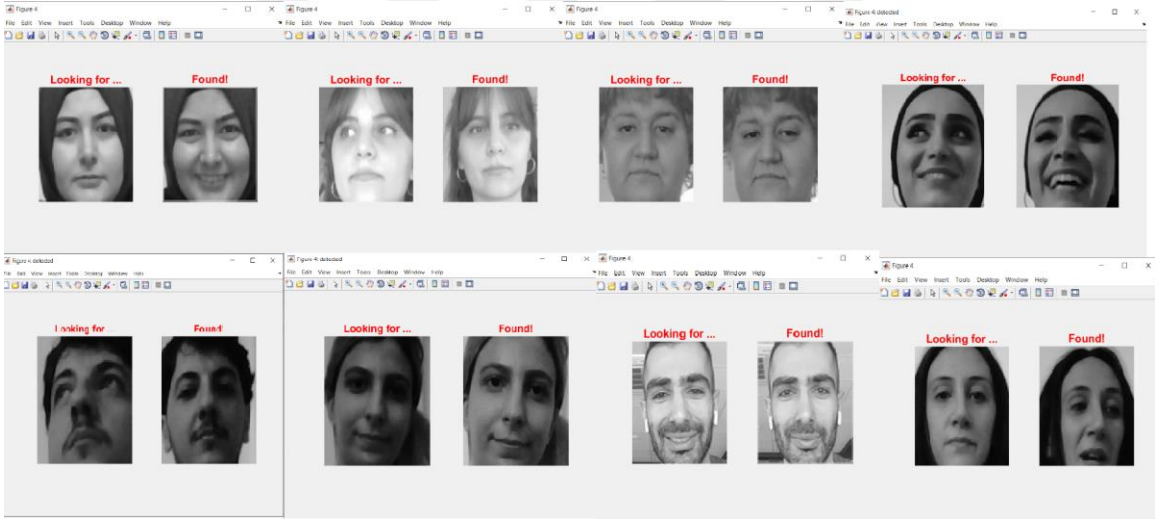
Şekil 4.25. Veri Tabanı (2)

Deneklerin yüzü kaydedilip program çalıştırılıp yüzlerin eşleşip eşleşmediği denenmiştir. Farklı deneklerle gece açık hava ortamında yüzün profil ve önyüz ile açık hava ortamında gece deney sonuçları Şekil 4.26’da verilmiştir.



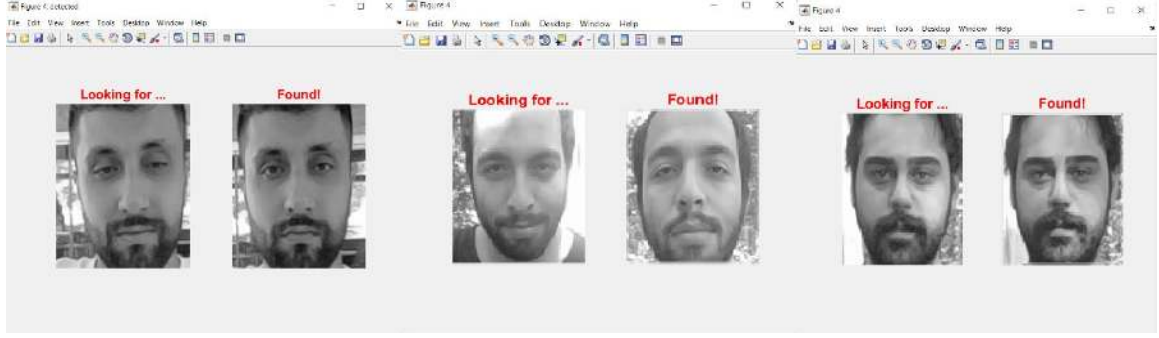
Şekil 4.26. Gece açık hava ortamında gerçekleştirilen deney sonuçları

Yine farklı deneklerle, kapalı ortamlarda kötü ışık ve orta ışık koşulunda gerçekleştirilmiş ön yüz ve hafif profilden gerçekleştirilen deney sonuçları Şekil 4.27’de verilmiştir.



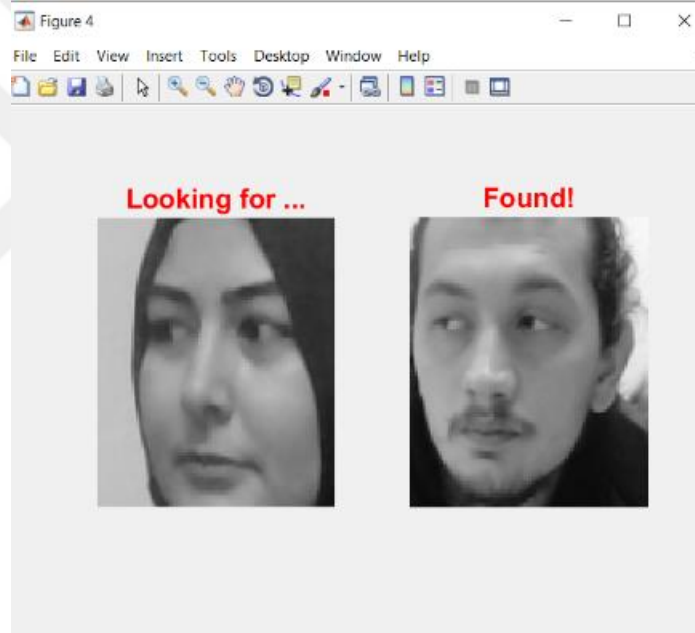
Şekil 4.27. Kapalı ortamda gerçekleştirilen deney sonuçları

Yine farklı deneklerle, açık hava iyi ışık koşulunda gerçekleştirilmiş ön yüz ve profilden gerçekleştirilen deney sonuçları Şekil 4.28’de verilmiştir.



Şekil 4.28. Açık hava iyi ışık koşullarında gerçekleştirilen deney sonuçları

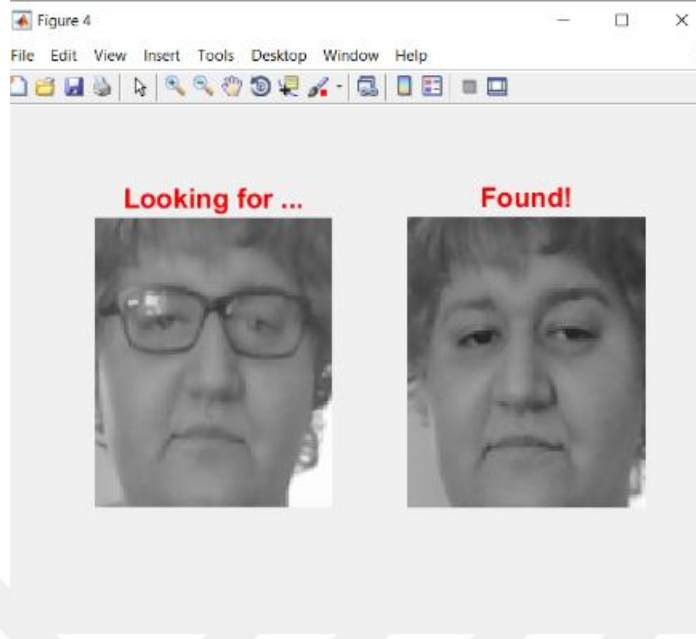
Bu deneyler sonucu ön ve yan profil yüz yönünden yaptığımız deneylerde %95 başarı elde ettik. Şekil 4.29’da bu yanlış pozitiflerden biri verilmiştir.



Şekil 4.29. Bir yanlış pozitif örneği

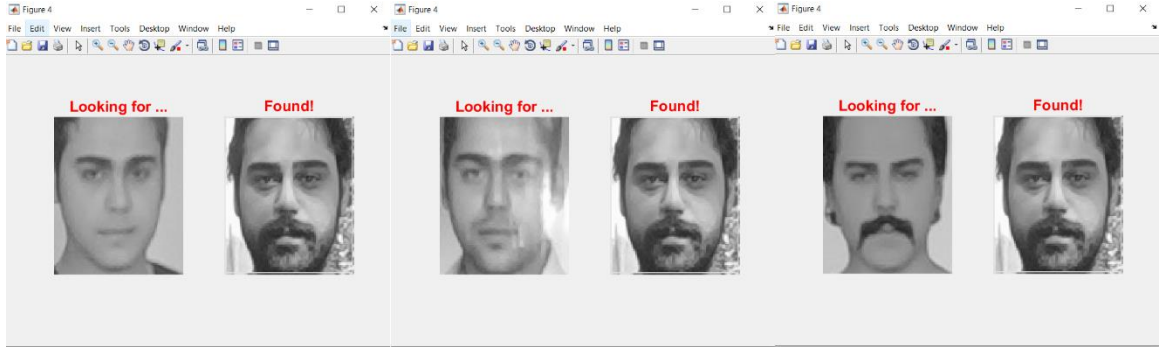
Burada deneğin başında eşarp olması kulakları ve yanak hatları kapalı olduğu için yanlış pozitif olmasına sebebiyet vermiştir.

Numaralı bir gözlükle kapalı ortamda denenmiş bir deney sonucu Şekil 4.30’da verilmiştir. Gözlük olmasına rağmen program başarıyla deneğin yüzünü bulmuştur.



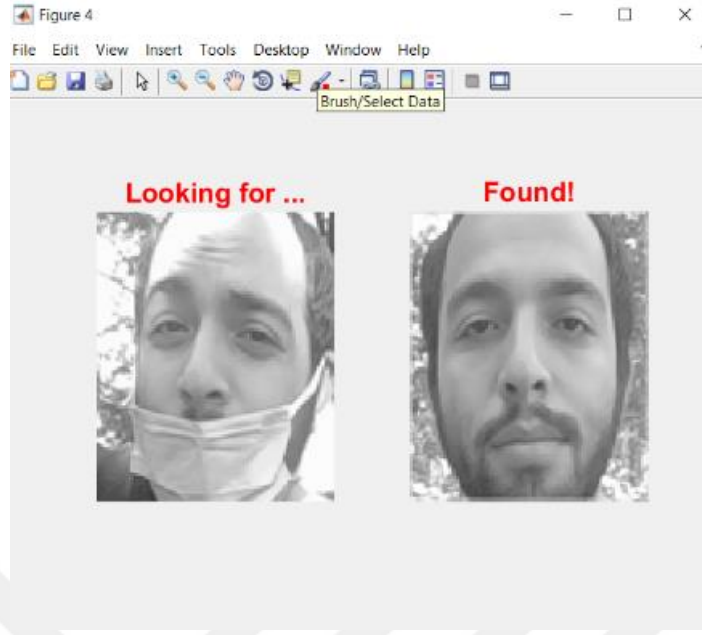
Şekil 4.30. Veri tabanında gözlüksüz olan bir deneğin gözlükle tanınma denemesi

Yine açık havada gerçekleştirilen başka bir deneyde veri tabanında sakallı bir şekilde kayıtlı şahısın sakalsız ve bıyıklı olan farklı yaşlarda çekilmiş portre fotoğrafı kameraya gösterilmiş ve başarıyla tanınmıştır. Bu deney de aşağıda şekil 4.31’de verilmiştir.



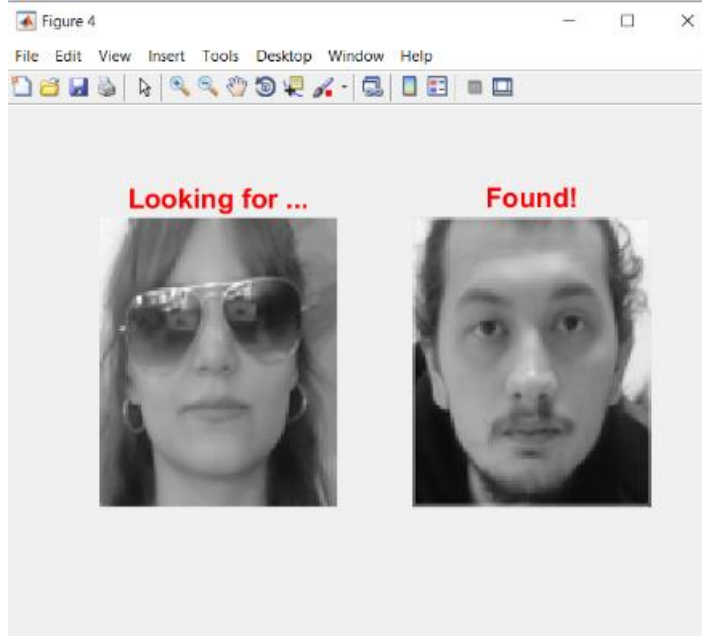
Şekil 4.31. Veri tabanında sakallı olan bireyin sakalsız ve bıyıklı fotoğraflarla denenmesi

Yine başka bir deneyde açık havada bir denek maske takarak yüz tanıma uygulaması çalıştırılmış ve başarılı olmuştur. Bu deneyin sonucu Şekil 4.32’de verilmiştir.



Şekil 4.32. Veri tabanında maskesiz olan bireyin maskeli haliyle denenmesi

Yine başka bir deneyde ise kapalı ortamda güneş gözlüğü ile gerçekleştirilen bir deney başarısız sonuçlanmıştır. Bu deneyin sonucu Şekil 4.33’de verilmiştir.



Şekil 4.33. Güneş gözlüğü ile gerçekleştirilen deneyde ortaya çıkan yanlış pozitif

5. SONUÇ

Aranan şüphelinin tanınmasını gerçekleştiren yüz algılama için, çalışmamız ön yüzü ve profili algılamada %95 başarı oranına sahiptir.

Kullandığımız özdeğer özvektör yönteminin en önemli avantajı bize hızlı bir yüz tanıma sunması olacaktır. Bu bize sokakta CCTV tarafından tanınan bir şüphelinin yüzünün kadrajdan çıkmadan hızlı bir şekilde tanınmasına ve emniyet birimlerinin aranan şahsın varlığından kısa sürede haberdar olmasını ve şüphelinin görüldüğü konuma hızla erişmelerini sağlayacaktır.

İntegral görüntü temsili ve basit dikdörtgenler ise çok ölçekli görüntü piramidinin hesaplanma maliyeti için kuvvetli işlemci gereksinimini azaltacaktır. Bu durum ise bize daha uygun fiyatlı bilgisayarlardan yüz tanınmasını gerçekleştirebileceğimizi ve daha az maliyet sunduğundan sistemin çok yaygın olarak kullanabilmesini sağlayacaktır. Bu da bizim çalışmamız açısından çok fazla örnekle veri tabanımızın kıyaslanmasının daha az maliyetle yapılması demektir.

Adaboost ise verimli özellik seçimi için genel bir teknik sağlamış olup aranan şüpheli şahsın saç sakal gibi geçici yüz özelliklerinin değişmesine rağmen veri tabanındaki yüzle eşleşip yüzünün tanınabilmesini sağlamıştır.

İşlemin erken aşamalarında olumsuz örneklerin çoğunun reddedilebildiği bir homojen sınıflandırıcı dizisi kullanılması ise veri tabanındaki eşleşmeyen örneklerin daha en başta reddedilmesini sağlayıp hem zaman açısından kazanç sağlayıp hem de bilgisayarların gereksiz işlem yapmasının önüne geçmiş olur.

Eğitim örnekleri normalleştirildiği için görüntü alt pencerelerinin de normalleştirilmesi sağlandı. Görüntülerin bu normalleşmesi integral görüntü temsili kullanıldığı için verimli olmuştur.

PCA daha düşük boyutlu bir alanda eşleştirme kolaylığı sağlaması, maliyet yönünden bir katkı daha sunacaktır.

Sınıflandırma açısından ise karşılaştırılabilir yüz tanıma sistemi olması ise bir başka avantajıdır.

Yanlış pozitifler de oluyor ve yanlış pozitifleri daha da azaltmak için daha güçlü bir sınıflandırıcı geliştirilebilir. Bu yanlış pozitiflerin temizlenmesi zordur, ancak kaliteyi iyileştirmek için bir ten rengi testi gibi yöntemler eklenmesi daha az yanlış pozitif oranı alınmasını sağlayabilir.

Denediğim diğer yöntem olan ICA, PCA'ya göre daha güçlü bir veri temsili ve daha yüksek performans sağlar. Ancak, kullandığı istatistiklerin daha yüksek olması nedeniyle, PCA'ya göre daha fazla zaman harcar.

Yüz izleme algoritmamız ise tek bir hedef üzerinde gerçekten iyi performans sergiledi. Yüzü döndürürken bazı köşe noktalarının eksik olduğunu ve her karede yüz algılamanın çalışmasını engellediğimizde dikdörtgen penceresinin hareketimizle hareket etmeye devam eder. Sonuç olarak yüz algılamanın yalnızca hedefi kaybederken uygulanması gerektiğini ve bu nedenle yüz tanıma sistemimizi hızlandırdığını gösteriyor. Fakat bu durumun sıkıntısı ise eksik özellik olduğundan şüpheli şahısların tanınmasında yanlış pozitif oranını arttırabilir.

Bununla birlikte, yalnızca aynı kişiyi izlemek için değil, programın çalışma süresini azaltmak için de yüz izlemeye ihtiyacımız var; kişinin gelecekteki hareketlerini de belirlememiz gerekir. Yüz izleme programını bozmak için, kişinin yalnızca yanlış pozitif yüz algılama yapması gerekir ve ardından izleme algoritması, yüz algılama başarısız olduğu için bozulur.

Sistemin bir diğer zayıf noktası ise ışıklandırma. Sistem, güçlü ışık veya çok loş ışık gibi aşırı ışık koşullarında yüzün izini kaybeder. İnsan gözü de çok karanlık ortamlarda karşıdaki insanın yüzünü seçemeyebilir. Ama sonuç olarak yine de böyle bir durumda şüpheliyi izleyemeyeceğimiz için bu bir sorun olacaktır.

KAYNAKLAR

- [1] P. C. Cattin, "Biometric Authentication System Using Human Gait ", Swiss Federal Institute of Technology, Zurich, 2002.
- [2] A. F. Abate, M. Nappi, D. Riccio, and G. Sabatino, "2D and 3D Face Recognition: A Survey," *Pattern Recognition Letters*, vol. 28, pp. 1885-1906, 2007.
- [3] LeCun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G.E. (2015). Deep learning, *Nature*, 521(7553), 436–444, <https://doi.org/10.1038/nature14539>.
- [4] R. Ranjan *et al.*, "Deep Learning for Understanding Faces: Machines May Be Just as Good, or Better, than Humans," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 35, no. 1, pp. 66–83, 2018.
- [5] M. Wang and W. Deng, "Deep Face Recognition : A Survey [2018/06/04]," *arXiv:1804.06655*, pp. 1–17, 2018.
- [6] Ayyüce M., "Yapay Zekada Büyük Yenilik Kapsül Ağları(Capsule Networks)",BM Dergi. Aralık,2017.
- [7] Wolf, L., Hassner, T. and Maoz, I. (2011). Face recognition in unconstrained videos with matched background similarity, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011 IEEE Conference on, IEEE, pp.529–534.
- [8] Huang, G.B., Ramesh, M., Berg, T. and Learned-Miller, E. (2007). Labeled Faces in the Wild: A Database for Studying Face Recognition in Unconstrained Environments, Technical Report07-49, University of Massachusetts, Amherst.
- [9] Sun, Y., Liang, D., Wang, X. and Tang, X. (2015). Deepid3: Face recognition with very deep neural networks, *arXiv preprint arXiv:1502.00873*.
- [10] Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*.
- [11] W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, and A. Rosenfeld, "Face Recognition: A Literature Survey," *ACM Computing Surveys*, vol. 35, p. 60, 2003.
- [12] S. Li and A. Jain, *Handbook of Face Recognition*, 2005.
- [13] A. P. Pentland M. A. Turk, "Face recognition using eigenfaces," in *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* 1991, pp. 586-591.
- [14] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, pp. 711-720, 1997.
- [15] R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition: Feature versus Templates," *IEEE 158 Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, pp. 1042 - 1052 1993.
- [16] A. Pentland, B. Moghaddam, and T. Starner, "View-based and Modular Eigenspaces for Face Recognition," presented at the *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994.
- [17] A. F. Abate, M. Nappi, D. Riccio, and G. Sabatino, "2D and 3D Face Recognition: A Survey," *Pattern Recognition Letters*, vol. 28, pp. 1885-1906, 2007.

- [18] G. Gordon, "Face Recognition Based on Depth and Curvature Features," in *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* 1992, p. 3.
- [19] P. Tosranon, A. Sanpanich, C. Bunluechokchai, and C. Pintavirooj, "Gaussian Curvature-based Geometric Invariance," presented at the International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology, 2009.
- [20] A. B. Moreno, A. Sanchez, J. Velez, and J. Diaz, "Face Recognition Using 3D Local Geometrical Features: PCA vs. SVM," in *In the Proceedings of the 4th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis*, 2005, pp. 185-190.
- [21] M. H. Mahoor and M. Abdel-Mottaleb, "3D Face Recognition Based on 3D Ridge Lines in Range Data," presented at the IEEE International Conference on Image Processing, 2007.
- [22] C. Li and O. Barreto, "Profile-Based 3D Face Registration and Recognition," *Lecture notes in computer science*, vol. 3506, pp. 478-488, 2005.
- [23] T. Nagamine, T. Uemura, and I. Masuda, "3D Facial Image Analysis for Human Identification," presented at the International Conference on Pattern Recognition, 1992.
- [24] J. C. Lee and E. Milios, "Matching Range Images of Human Faces," presented at the International Conference on Computer Vision, 1990.
- [25] J.Y. Lapreste Cartoux, J.T. Richetin, M. , "Face authentication or recognition by profile extraction from range images," in *Workshop on Interpretation of 3D Scenes*, 1989, p. 194.
- [26] H.T. Tanaka, M. Ikeda, and H. Chiaki, "Curvature-based Face Surface Recognition Using Spherical Correlation. Principal Directions for Curved Object Recognition," presented at the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 1998
- [27] Y. Li, Y. Shen, and G. Zhang, "An Efficient 3D Face Recognition Method Using Geometric Features," presented at the International Workshop on Intelligent Systems and Applications, 2010.
- [28] P. J. Besl and H. D. McKay, "A method for registration of 3-D shapes," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* vol. 14, pp. 239-256, 1992.
- [29] K. Fatimah, T. Mohd, and O. Khairuddin, "Face Recognition Using Local Geometrical Features - PCA with Euclidean Classifier," in *International Symposium on Information Technology*, 2008, pp. 1-6.
- [30] C. Xu, Y. Wang, T. Tan, and L. Quan, "Depth vs. Intensity: Which is More Important for Face Recognition?," presented at the International Conference on Pattern Recognition, 2004.
- [31] Kevin W. Bowyer Kyong I. Chang, Patrick J. Flynn, "Multiple nose region matching for 3D face recognition under varying facial expression," presented at the IEEE Trans. Pattern analysis and machine intelligence, 2006.
- [32] A. Mian, M. Bennamoun, and R. Owens, "Automatic 3D Face Detection, Normalization and Recognition," presented at the International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission, 2006.
- [33] G. Medioni and R. Waupotitsch, "Face Recognition and Modeling in 3D," presented at the IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures, 2003.

- [34] S. Wang, Y. Wang, M. Gu, and D. Samaras, "Conformal Geometry and Its Applications on 3D Shape Matching, Recognition, and Stitching," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, p. 1209, 2007.
- [35] S. Berretti, A. Del Bimbo, and P. Pala, "3D Face Recognition Using Isogeodesic Stripes," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 32, pp. 2162-2177, 2010.
- [36] S. Feng, H. Krim, and I. A. Kogan, "3D Face Recognition using Euclidean Integral Invariants Signature," presented at the IEEE/SP Workshop on Statistical Signal Processing, 2007.
- [37] H. Lee and D. Kim, "Expression-invariant Face Recognition by Facial Expression Transformations," *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, pp. 1797-1805, 2008.
- [38] F. R. Al-Osaimi, M. Bennamoun, and A. Mian, "On Decomposing an Unseen 3D Face into Neutral Face and Expression Deformations," presented at the International Conference on Advances in Biometrics, 2009.
- [39] X. Li, T. Jia, and H. Zhang, "Expression-insensitive 3D Face Recognition Using Sparse Representation," presented at the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009.
- [40] X. Lu, "3D Face Recognition Across Pose and Expression," PhD, Department of Computer Science and Engineering, Michigan State University, 2006.
- [41] C. Beumier and M. Acheroy, "Automatic 3D Face Authentication," *Image and Vision Computing*, vol. 18, p. 7, 2000.
- [42] K. I. Chang, K. W. Bowyer, and P. J. Flynn, "Multi-modal 2D and 3D Biometrics for Face Recognition," in *Proceeding of IEEE workshop on Analysis and modeling of faces and gestures*, 2003, p. 8.
- [43] A.M. Bronstein, M.M. Bronstein, and R. Kimmel, "Three-dimensional Face Recognition," *International Journal of Computer Vision*, vol. 64, p. 26, 2005.
- [44] X. Li and H. Zhang, "Adapting Geometric Attributes for Expression-Invariant 3D Face Recognition," presented at the IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications, 2007.
- [45] P. C. Yuen and J. H. Lai, "Independent Component Analysis of Face Images," presented at the *Lecture Notes in Computer Science*, 2000.
- [46] M. S. Bartlett, J. R. Movellan, and T. J. Sejnowski, "Face Recognition by Independent Component Analysis," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 13, pp. 1450-1464, 2002.
- [47] A. Hyvarinen, "Fast and Robust Fixed-point Algorithms for Independent Component Analysis," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 10, pp. 626-634, 1999.
- [48] T. Kanade, "Picture Processing System by Computer Complex and Recognition of Human Faces," PhD, Kyoto University, 1973.
- [49] L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kuiger, and C. von der Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, pp. 775-779, 1997.
- [50] T. F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor, "Active Appearance Models," presented at the European Conference on Computer Vision, 1998.

- [51] H. Lee and D. J. Kim, "Tensor-Based AAM with Continuous Variation Estimation: Application to Variation-Robust Face Recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, 2009.
- [52] J. Chen and H. Huang, "Face Recognition Using AAM and Global Shape Features," presented at the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2009.
- [53] P. Grother P.J. Phillips, R.J. Micheals, D.M. Blackburn, E. Tabassi, J.M. Bone, "FRVT 2002: Overview and Summary," 2002.
- [54] C. Xu, Y. Wang, T. Tan, and L. Quan, "Depth vs. Intensity: Which is More Important for Face Recognition?," presented at the International Conference on Pattern Recognition, 2004.
- [55] A. F. Abate, M. Nappi, D. Riccio, and G. Sabatino, "2D and 3D Face Recognition: A Survey," *Pattern Recognition Letters*, vol. 28, pp. 1885-1906, 2007.
- [56] C. Chua, F. Han, and Y. Ho, "3D Human Face Recognition Using Point Signature," presented at the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2000.
- [57] Kyong Chang and Patrick Flynn Kevin W. Bowyer, "A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D + 2D face recognition " *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 101, p. 15, 2005.
- [58] Y. Wang, J. Liu, and X. Tang, "Robust 3D Face Recognition by Local Shape Difference Boosting," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 32, pp. 1858 - 1870 2010.
- [59] R. Malpass, "Recognition for Faces of Own and Other Race," *Journal of Personality and Social Psychology*, vol. 13, pp. 330-334, 1969.
- [60] V. Bruce, "Sex Discrimination: How do We Tell the Difference Between Male and Female Faces?," *Perception*, vol. 22, pp. 131-152, 1993.
- [61] A. M. Burton, V. Bruce, and N. Dench, "What's the Difference Between Men and Women? Evidence from Facial Measurement," *Perception*, vol. 22, pp. 153-176, 1993.
- [62] D. H. Enlow, *Handbook of Facial Growth*, 2nd ed.: W.B. Saunders Company, 1982.
- [63] Y. Saatci and C. Town, "Cascaded Classification of Gender and Facial Expression Using Active Appearance Models," presented at the International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition 2006
- [64] S. Tamura, H. Kawai, and H. Mitsumoto, "Male/female Identification from 8*6 Very Low Resolution Face Images by Neural Network," *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, pp. 331-335, 1996.
- [65] B. A. Golomb, D.T. Lawrence, and T. J. Sejnowski, "Sexnet: A Neural Network Identifies Sex from Human Faces," presented at the Advances in Neural Information Processing Systems, 1991.
- [66] R. Brunelli and T. Poggio, "HyperBF Networks for Gender Classification," in *Proceedings of the DARPA Image Understanding Workshop*, 1992, pp. 311-314.
- [67] L. Wiskott and J. M. Fellous, "Face Recognition and Gender Determination," in *Proceeding of International Workshop on Face Gesture Recognition*, 1995.
- [68] B. Moghaddam and M.H. Yang, "Sex with Support Vector Machines," in *Proceeding of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 2000.

- [69] L. Lu, Z. Xu, and P. Shi, "Gender Classification of Facial Images Based on Multiple Facial Regions," presented at the World Congress on Computer Science and Information EngineeringI 2009.
- [70] F. Scalzo, G. Bebis, M. Nicolescu, L. Loss, and A. Tavakkoli, "Feature Fusion Hierarchies for Gender Classification," presented at the International Conference on Pattern Recognition, 2008.
- [71] D. Cai, X. He, and J. Han, "Efficient Kernel Discriminant Analysis via Spectral Regression," presented at the International Conference on Data Mining, 2007.
- [72] Z. Sun, G. Bebis, X. Yuan, and S. J. Louis, "Genetic Feature Subset Selection for Gender Classification: A Comparison Study," presented at the IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 2002.
- [73] M. Castrillon-Santana and Q. C. Vuong, "An Analysis of Automatic Gender Classification," presented at the Iberoamerican conference on Progress in pattern recognition, image analysis and applications 2007.
- [74] J. Wu, W. A. P. Smitha, and E. R. Hancock, "Gender Classification Using Shape from Shading," *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 1039-1048, 2010.
- [75] S. Gutta, J. R. J. Huang, P. Jonathon, and H. Wechsler, "Mixture of Experts for Classification of Gender, Ethnic Origin, and Pose of Human Faces," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 11, pp. 948-960, 2000.
- [76] M. Nakano, F. Yasukata, and M. Fukumi, "Age and Gender Classification From Face Images Using Neural Networks," *Signal and Image Processing*, 2004.
- [77] M. Nazir, M. Ishtiaq, A. Batool, M. A. Jaffar, and A. M. Mirza, "Feature Selection for Efficient Gender Classification," presented at the International Conference on Neural Networks 2010.
- [78] F. Matta, U. Saeed, C. Mallauran, and J. L. Dugelay, "Facial Gender Recognition Using Multiple Sources of Visual Information," in *IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing*, 2008, pp. 785-790.
- [79] O. Ozbudak, M. Kirci, Y. Cakir, and E. O. Gunes, "Effects of the Facial and Racial Features on Gender Classification," presented at the IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference 2010.
- [80] A. O'Toole, T. Vetter, and N. F. Troje, "Sex Classification is Better with Three-dimensional Structure than with Image Intensity Information," *Perception*, vol. 26, pp. 75-84, 1997.
- [81] X. Lu, H. Chen, and A. K. Jain, "Multimodal Facial Gender and Ethnicity Identification," presented at the Lecture Notes in Computer Science, 2006.
- [82] N. P. Costen, M. Brown, and S. Akamatsu, "Sparse Models for Gender Classification," presented at the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2004.
- [83] H. Shen, L. Ma, and Q. Zhang, "Gender Categorization Based on 3D Faces," presented at the International Conference on Advanced Computer Control, 2010.
- [84] Y. Hu, J. Yan, and P. Shi, "A Fusion-based Method for 3D Facial Gender Classification," presented at the International Conference on Computer and Automation Engineering, 2010.
- [85] P. Ekman, "Facial Expression," in *Nonverbal Behavior and Communication*, S. F. A. Siegman, Ed., ed: Lawrence Erlbaum Association, 1977.

- [86] I. N. Cohen, A. Sebe, L. Garg, S. Chen, and T. S. Huang, "Facial Expression Recognition from Video Sequences: Temporal and Static Modeling," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 91, pp. 160-187, 2003.
- [87] L. R. Rabiner, "A tutorial on Hidden Markov Models and selected applications in speech recognition," presented at the Proceedings of the IEEE, 1989.
- [88] M. Pantic and I. Patras, "Dynamics of Facial Expression: Recognition of Facial Actions and Their Temporal Segments from Face Profile Image Sequences," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 36, pp. 433-449, 2006.
- [89] M. S. Bartlett, G. Littlewort, I. Fasel, and J. R. Movellan, "Real Time Face Detection and Facial Expression Recognition: Development and Applications to Human Computer Interaction," presented at the Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2003.
- [90] B. Fasel and J. Luetttin, "Automatic Facial Expression Analysis: A Survey," *Pattern Recognition*, vol. 36, pp. 259-275, 2003.
- [91] X. Lu and A. K. Jain, "Deformation Modeling for Robust 3D Face Matching," presented at the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2006.
- [92] I. A. Kakadiaris, G. Passalis, G. Toderici, M. N. Murtuza, Y. Lu, N. Karampatziakis, and T. Theoharis, "Three-Dimensional Face Recognition in the Presence of Facial Expressions: An Annotated Deformable Model Approach," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, 2007.
- [93] R. Sala Llonch, E. Kokiopoulou, I. Todic, and P. Frossard, "3D face recognition with sparse spherical representations," *Pattern Recognition*, vol. 43, pp. 824-834, 2010.
- [94] B. Gökberk, M. O. İrfanoğlu, and L. Akaruna, "3D Shape-based Face Representation and Feature Extraction for Face Recognition," *Image and Vision Computing*, vol. 24, pp. 857-869, 2006.
- [95] Gethin Williams. *Knowing What You Don't Know: Roles for Confidence Measures in Automatic Speech Recognition*. PhD thesis, Department of Computer Science, University of Sheffield, May 1999.
- [96] Daniel Willett, Andreas Worm, Christoph Neukirchen, and Gerhard Rigoll. Confidence Measures for HMM based Speech Recognition. In *5th International Conference on Spoken Language Processing*, pages 3241–3244, Sydney, December 1998.
- [97] Stefan Eickeler, Stefan Müller, and Gerhard Rigoll. Recognition of JPEG Compressed Face Images Based on Statistical Methods. *Image and Vision Computing Journal, Special Issue on Facial Image Analysis*, 2000. to appear.
- [98] Lawrence R. Rabiner. A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition. *Proc. of the IEEE*, 77(2):257–285, February 1989.
- [99] Stefan Eickeler, Mirco Jabs, Gerhard Rigoll. Comparison of Confidence Measures for Face Recognition *Proceedings Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, March 2000.
- [100] Richard O. Duda and Peter E. Hart. *Pattern Recognition and Scene Analysis*. John Wiley & Sons, New York, 1973.
- [101] Christopher M. Bishop. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press, Oxford, 1995.

- [102] J. G. A. Doling and A. Wendemuth. Combination of Confidence Measures in Isolated Word Recognition. In *5th International Conference on Spoken Language Processing*, pages 3237–3240, Sydney, December 1998.
- [103] J. Robin Rohlicek, William Russel, Salim Roukos, and Herbert Gish. Continuous Hidden Markov Modeling for Speaker-Independent Word Spotting. In *Proc. IEEE Int. Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pages 627–630, Glasgow, May 1989.
- [104] Richard C. Rose and Douglas B. Paul. A Hidden Markov Model Based Keyword Recognition System. In *Proc. IEEE Int. Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pages 129–132, Albuquerque, April 1990.
- [105] Stefan Eickeler, Andreas Kosmala, and Gerhard Rigoll. Hidden Markov Model Based Continuous Online Gesture Recognition. In *International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pages 1206–1208, Brisbane, August 1998.
- [106] Vladimir I. Levenshtein. Binary codes capable of correcting deletions, insertions and reversals. *Soviet Physics Doklady*, 10(8):707–710, February 1966.
- [107] Laurenz Wiskott, Jean-Marc Fellous, Norbert Krüger, and Christoph von der Malsburg. Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7):775–779, July 1997.
- [108] Paul Viola and Michael J. Jones. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. *IEEE CVPR*, 2001.
- [109] Lienhart, R., Kuranov, A., & Pisarevsky, V. (2003, September). Empirical analysis of detection cascades of boosted classifiers for rapid object detection. In *joint pattern recognition symposium* (pp. 297–304). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [110] Yoav Freund and Robert E. Schapire. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. In *Computational Learning Theory: Eurocolt '95*, pages 23–37. Springer-Verlag, 1995.
- [111] C. Papageorgiou, M. Oren, and T. Poggio. A general framework for object detection. In *International Conference on Computer Vision*, 1998.
- [112] William T. Freeman and Edward H. Adelson. The design and use of steerable filters. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(9):891–906, 1991.
- [113] H. Greenspan, S. Belongie, R. Goodman, P. Perona, S. Rakshit, and C. Anderson. Overcomplete steerable pyramid filters and rotation invariance. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994.
- [114] Robert E. Schapire, Yoav Freund, Peter Bartlett, and Wee Sun Lee. Boosting the margin: A new explanation for the effectiveness of voting methods. In *Proceedings of the Fourteenth International Conference on Machine Learning*, 1997.
- [115] D. Roth, M. Yang, and N. Ahuja. A snowbased face detector. In *Neural Information Processing* 12, 2000.
- [116] Y. Amit, D. Geman, and K. Wilder. Joint induction of shape features and tree classifiers, 1997.
- [117] F. Fleuret and D. Geman. Coarse-to-fine face detection. *Int. J. Computer Vision*, 2001.

- [118] Ojala, T., Pietikainen, M., & Maenpaa, T. (2002). Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24(7), 971-987.
- [119] T. Ojala, K. Valkealahti, E. Oja, and M. Pietikainen, "Texture Discrimination with Multi-Dimensional Distributions of Signed Gray Level Differences," *Pattern Recognition*, vol. 34, pp. 727- 739, 2001.
- [120] Antonio Torralba, "Contextual modulation of target saliency," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2001



ÖZGEÇMİŞ

Salih Taha Alperen ÖZÇELİK

[Redacted]	
[Redacted]	[Redacted]
[Redacted]	[Redacted]
[Redacted]	[Redacted]
[Redacted]	[Redacted]
[Redacted]	[Redacted]
[Redacted]	[Redacted]

[Redacted]	
[Redacted]	[Redacted]
[Redacted]	[Redacted]

[Redacted]	
[Redacted]	[Redacted]
[Redacted]	[Redacted]
[Redacted]	[Redacted]

ARAŞTIRMA DENEYİMİ

✓ MATLAB

[Redacted]	
[Redacted]	[Redacted]