



**SINIF TABANLI İKİ BOYUTLU TEMEL BİLEŞENLER ANALİZİ İLE
YÜZ TANIMA SİSTEMİ**

Ceren GÜZEL TURHAN

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

EYLÜL 2014

Ceren GÜZEL TURHAN tarafından hazırlanan “Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ ile Gazi Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Doç. Dr. Hasan Şakir BİLGE

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Gazi Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum

.....

Başkan : Doç. Dr. Suat ÖZDEMİR

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Gazi Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum

.....

Üye : Yrd. Doç. Dr. Göksel GÜNLÜ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Turgut Özal Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum

.....

Tez Savunma Tarihi: 02.09.2014

Jüri tarafından kabul edilen bu tezin Yüksek Lisans Tezi olması için gerekli şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

.....
Prof. Dr. Şeref SAĞIROĞLU
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Ceren GÜZEL TURHAN

02.09.2014

SINIF TABANLI İKİ BOYUTLU TEMEL BİLEŞENLER ANALİZİ İLE YÜZ TANIMA SİSTEMİ

(Yüksek Lisans Tezi)

Ceren GÜZEL TURHAN

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Eylül 2014

ÖZET

Yüz tanıma, kimlik tespit etme amacıyla farklı alanlarda uygulamalara sahip olan bir örüntü tanıma problemidir. Temel olarak yüz tanıma sistemleri, algılayıcı ve kamera aracılığıyla alınan görüntülerden yüzün tespit edilmesi ve tespit edilen yüzden anlamlı özniteliklerin çıkarılarak yüzün tanımlanmasına dayanmaktadır. Bu amaçla yüz bulma, öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma adımları için çok sayıda yöntem geliştirilmiştir. Literatür incelendiğinde Temel Bileşenler Analizi (PCA) tabanlı yöntemlerin bu alanda önemli bir potansiyele sahip olduğu görülmektedir. Verinin daha az öznitelikle daha iyi analiz edilme gereksinimini gerçeklemek üzere kullanılan boyut indirgeme yöntemi olarak PCA yaklaşımının etkinliğinden yararlanarak eksikliklerini gidermek üzere çok sayıda PCA tabanlı yüz tanıma tekniği geliştirildiği görülmüştür. Bu noktadan hareketle tez çalışması kapsamında yaygın olarak kullanılan PCA tabanlı yöntemler kapsamlı bir şekilde ele alınmıştır. İncelenen PCA tabanlı yüz tanıma yöntemleri geliştirilerek sınıf bazında çalışan PCA tabanlı yeni bir yaklaşım sunulmuştur. Sunulan bu yeni yaklaşım, klasik ve İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi (2DPCA) yöntemlerinden farklı olarak, iki boyutlu ele alınan eğitim görüntülerini sınıf tabanında değerlendirerek sınıf sayısında izdüşüm matrislerinin oluşturulmasına dayanmaktadır. Sunulan yöntemde dayalı görüntü dosyaları video kayıtları üzerinde çalışan bir yüz tanıma sistemi Java programlama dili ile geliştirilmiştir. Görüntü dosyaları üzerinde yüz tanıma için Yale yüz veritabanından elde edilen yüz görüntüleri kullanılmıştır. Video kaydı üzerinde yüz tanıma için ise TV’de yayınlanan bir dizi video dosyaları ile dizi karakterlerinin görüntülerinin Google görseller aracılığıyla toplanması ile oluşturulan küçük çaplı bir yüz veritabanı kullanılmıştır. Geliştirilen sistem üzerinde yüz bulma, öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma adımları gerçekleştirilmiştir. Ayrıca, önerilen yöntemin benzetim çalışmaları yürütülmüştür. Önerilen yöntemin etkinliği sınıflandırma başarısı ve çalışma zamanı bakımından niceliksel olarak incelenmiştir. Geliştirilen yöntemlerin performanslarını değerlendirmek üzere diğer PCA tabanlı yöntemler ile karşılaştırmalara yer verilmiştir. Geliştirilen yöntemler ile öznitelik çıkarımı yapılmadan elde edilen başarı ortalama %80,85 oranından %85,88 ve %87,03’e çıkarılmıştır. Tez çalışması ile hem görüntüler üzerinde hem de video dosyaları üzerinde gerçek zamanlı olarak hızlı ve daha başarılı çalışabilecek bir sistem geliştirilmiştir.

Bilim Kodu : 902.1.067

Anahtar Kelimeler : Temel Bileşenler Analizi, öznitelik çıkarımı, gerçek zamanlı yüz tanıma sistemi, yüz bulma, görüntü işleme, video işleme

Sayfa Adedi : 105

Tez Danışmanı : Doç. Dr. Hasan Şakir BİLGE

FACE RECOGNITION SYSTEM WITH CLASS-WISE TWO DIMENSIONAL
PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS

(M. Sc. Thesis)

Ceren GÜZEL TURHAN

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

September 2014

ABSTRACT

Face recognition is a pattern recognition topic which has many applications in various disciplines for person identification. A face recognition system generally based on face detection, which detects face images taken from a camera, and recognition of faces via meaningful features which are extracted from faces. Therefore, many face detection, feature extraction and classification algorithms were proposed to realize the face recognition task. In literature, it can be easily seen that many Principal Component Analysis (PCA) based face recognition techniques are presented. PCA based algorithms can be defined as algorithms having important potential for face recognition task. To realize the requirement of defining data with fewer features, PCA based techniques are used widespreadly. Many techniques were investigated to use PCA efficiency by extending this technique with various aspects. From this viewpoint, this study is specifically focused on the PCA based face recognition techniques. By enhancing the methods in the reviewed studies, a novel classwise PCA based face recognition algorithm is presented in this study. A face recognition system based on presented algorithm was developed with Java programming language. This system can be successively detect and recognize faces in not only images but also in video files. The subjects of this study were Yale face database and a special TV series video database. Yale face database was used to detect and recognize faces on image files. For video processing, a small data set of a TV series characters was generated using Google images. Moreover, some video files of a TV series were used to real time face detection and recognition. In addition to developed system, for analyzing efficiency of proposed algorithm and its extension, many experiments were conducted. The performance of the proposed algorithm was evaluated in the terms of accuracy rate and execution time. Baseline and some PCA based methods were compared with presented methods. Presented algorithms achieved 85,88% and 87,03% accuracy on face recognition task while average baseline score is only 80,85%. On the basis of the results of experiments, it is clear to say that presented approach and its extension are superior than compared PCA based algorithms.

Science Code : 902.1.067

Key Words : Principal Component Analysis, feature extraction, real time face recognition system, face detection, image processing, video processing

Page Number : 105

Supervisor : Assoc. Prof. Dr. Hasan Şakir BİLGE

TEŞEKKÜR

Yüksek Lisans çalışmalarım boyunca tüm bilgi ve tecrübelerini bana aktararak beni yönlendiren değerli hocam Sayın Doç. Dr. Hasan Şakir BİLGE'ye göstermiş olduğu her türlü destek ve yardımları için teşekkürlerimi içtenlikle sunarım.

Tüm öğrenim hayatım boyunca maddi ve manevi desteklerini hiçbir zaman esirgemeyerek bugünlere gelmemi sağlayan ve her zaman yanımda olan kıymetli ailem Sevim ve Utku GÜZEL ile çalışmalarım boyunca her zaman yanımda olan, beni her koşulda destekleyen ve motive eden biricik hayat arkadaşım Meftun TURHAN'a sonsuz teşekkür ederim.

Yüksek Lisans çalışmalarımı 2210-A Genel Yurt İçi Yüksek Lisans Burs Programı ile destekleyen TUBİTAK'a teşekkürü bir borç bilirim

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	x
ŞEKİLLERİN LİSTESİ.....	xi
RESİMLERİN LİSTESİ	xiii
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xv
1. GİRİŞ.....	1
2. LİTERATÜRDEKİ ÇALIŞMALAR.....	7
2.1. Yüz Bulma Yöntemleri	7
2.1.1. Bilgi tabanlı yöntemler.....	7
2.1.2. Öznitelik tabanlı yöntemler.....	9
2.1.3. Şablon eşleme yöntemleri	11
2.1.4. Görüntü tabanlı yöntemler	11
2.2. Yüz Tanıma Yöntemleri.....	13
2.2.1. Geometrik öznitelik tabanlı yöntemler	13
2.2.2. Holistik yöntemler.....	14
3. PCA TABANLI YÜZ TANIMA TEKNİKLERİ	25
3.1. PCA.....	25
3.2. 2DPCA	30
3.3. A2DPCA	31

3.4. DiaPCA	32
3.5. BDPCA	33
3.6. E2DPCA.....	34
3.7. 2D2DPCA	36
3.8. V2DPCA	36
3.9. KPCA	38
3.10. K2DPCA	40
4. YÖNTEM: SINIF TABANLI İKİ BOYUTLU TEMEL BİLEŞENLER ANALİZİ İLE YÜZ TANIMA SİSTEMİ	43
4.1. Yüz Bulma: Haar-Benzeri Öznitelikler ve Basamaklı Hızlandırma Yöntemi	43
4.2. Aydınlanma Normalizasyonu: CLAHE	45
4.3. Öznitelik Çıkarımı: Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşen Analizi	48
4.3.1. Eğitim fazı: Her bir sınıf için izdüşüm matrislerinin oluşturulması	49
4.3.2. Test fazı: Test görüntüsü için alt uzay seçimi ve izdüşüm.....	50
4.4. Sınıflandırma: KNN	51
5. PERFORMANS DEĞERLENDİRMELERİ	53
5.1. Geliştirme Ortamı ve Kullanılan Kütüphaneler	53
5.2. Kullanılan Veritabanları.....	53
5.2.1. Yalan Dünya dizisi yüz veritabanı	53
5.2.2. Yale yüz veritabanı	54
5.3. Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi	55
5.3.1. Görüntü üzerinde yüz tanıma modülü.....	55
5.3.2. Video üzerinde yüz tanıma modülü	57

Sayfa

5.4. Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi Grafik Arayüzü.....	60
5.4.1. Parametre seçim paneli	66
5.4.2. Buton paneli	67
5.4.3. Görüntü gösterim paneli.....	68
5.4.4. Görüntü önışleme gösterim paneli	68
5.4.5. Sınıflandırma ve tanıma süresi bilgilendirme paneli	68
5.5. Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Analiz Sonuçları	68
6. SONUÇ	81
KAYNAKLAR	85
EKLER.....	91
EK-1. Yale veritabanından elde edilen eğitim ve test kümeleri	92
EK-2. Yale veritabanından elde edilen veri kümeleri üzerinde yapılan karşılaştırmalar	95
EK-3. Yale veritabanından elde edilen veri kümeleri üzerinde boyuta göre en iyi performans karşılaştırmaları.....	98
EK-4. Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi deney sonuçları.....	101
ÖZGEÇMİŞ	104

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 2.1. PCA tabanlı yöntemlerin karşılaştırılması.....	17
Çizelge 3.1. PCA algoritması.....	26
Çizelge 5.1. Yale veritabanı üzerinde elde edilen ortalama başarı oranları.....	69
Çizelge 5.2. Yale yüz veritabanı üzerinde ilk 20 deney ile elde edilen sonuçlar	70
Çizelge 5.3. Yale veritabanında öznelik sayısına bağlı olarak yöntemlerin sahip oldukları en iyi doğruluk oranlarının ilk 20 deney için karşılaştırılması ..	74
Çizelge 5.4. Yale yüz veritabanı üzerinde ortalama çalışma zamanlarının karşılaştırılması.....	75
Çizelge 5.5. Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi görüntü üzerinde yüz tanıma modülü performans sonuçları.....	76
Çizelge 5.6. Video üzerinde yüz tanıma modülü video 1 performans sonuçları	77
Çizelge 5.7. Video üzerinde yüz tanıma modülü video 2 performans sonuçları	78

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 1.1. Yüz tanıma blok diyagramı	2
Şekil 2.1. Yüz bulma yöntemleri	7
Şekil 2.2. Yüz tanıma yöntemleri	13
Şekil 3.1. Diyagonal yüz görüntülerin oluşturulması	33
Şekil 3.2. (a) Sütun tabanlı E2DPCA (b) Satır tabanlı E2DPCA için görüntüyü yeniden boyutlandırma	35
Şekil 3.3. PCA kovaryans matrisinden (a) 2DPCA ($r = 1$) ve (b) V2DPCA ($r = 2$) kovaryans matrislerinin elde edilmesi	37
Şekil 4.1. (a, b) İki-dikdörtgen özniteliği (c) Üç-dikdörtgen özniteliği (d) Dört-dik dörtgen özniteliği.....	43
Şekil 4.2. D dikdörtgeni piksel değerleri toplamı için 1, 2, 3, 4 referansları.....	44
Şekil 4.3. 512×512 piksel bir görüntünün 64 bloğa ayrılması ile CR, BR ve IR bloklarının elde edilmesi	47
Şekil 4.4. (a) IR bloklarının komşu blokları (b) i, j bloğunun 1. çeyreğinde bulunan p noktasının 4 komşu blok merkezleri ile ilişkisi.....	47
Şekil 4.5. (a) BR bloklarının komşu blokları (b) i, j bloğunun 2. çeyreğinde bulunan p noktasının 2 komşu blok merkezleri ile ilişkisi.....	48
Şekil 4.6. CR bloğu komşu blokları.....	48
Şekil 4.7. İki sınıflı bir veri kümesi için sınıf tabanlı izdüşüm.....	50
Şekil 5.1. Görüntü üzerinde yüz tanıma modülü blok diyagramı	56
Şekil 5.2. Video üzerinde yüz tanıma modülü blok diyagramı.....	58
Şekil 5.3. C2DPCA yönteminin 2DPCA ve A2DPCA iki boyutlu PCA tabanlı yöntemleriyle ilk veri kümesi için boyuta bağlı başarı oranlarına göre karşılaştırılması	71
Şekil 5.4. C2D2DPCA ile 2D2DPCA yöntemlerinin boyuta bağlı doğruluk oranları- na göre karşılaştırılması.....	72

Şekil**Sayfa**

Şekil 5.5. Yöntemlerin öznitelik sayısına bağlı olarak sahip oldukları en iyi doğruluk oranlarının karşılaştırılması	73
--	----

RESİMLERİN LİSTESİ

Resim	Sayfa
Resim 1.1. Yüz tanıma sistemi histogram eşitleme ile görüntü önileme adımı	3
Resim 1.2. Yüz tanıma sistemi yüz bulma adımı.....	3
Resim 1.3. Yüz tanıma sistemi yüz hizalama adımı	3
Resim 1.4. Yüz tanıma sistemi öznitelik çıkarma adımı	4
Resim 2.1. Yang ve Huang tarafından yapılan çalışmada seviye 1 olarak belirtilen yüz adaylarının belirlenmesi	8
Resim 2.2. Kanade'nın öne sürdüğü yüz sınırlarını belirleme ile yüz bulma	8
Resim 2.3. Leung ve diğerleri tarafından tanımlanan elipsler ile yüksek olasılıkla eksik öznitelikleri belirleyerek yüz bulma	10
Resim 2.4. Chen ve diğerlerinin yüz bulma için kullandığı 3 baş şekli modeli	10
Resim 2.5. Yuille ve diğerleri tarafından yüz bulma için 11 parametreye bağlı olarak oluşturulan göz şablonu	11
Resim 5.1. Google görseller aracılığıyla oluşturulan Yalan Dünya dizisi yüz veritabanı.....	54
Resim 5.2. Yale yüz veritabanından bir bireyin farklı poz görüntüleri	55
Resim 5.3. Görüntü üzerinde yüz tanıma modülü arayüzü.....	60
Resim 5.4. Video üzerinde yüz tanıma modülü arayüzü	61
Resim 5.5. Video işleme alt menüsü.....	61
Resim 5.6. Video işleme için eğitim kümesi seçim penceresi	62
Resim 5.7. Video seçim penceresi	62
Resim 5.8. Görüntü işleme alt menüsü	63
Resim 5.9. Rastgele seçilen görüntünün panele eklenmesi ile elde edilen ekran	63
Resim 5.10. Görüntü seçim penceresi.....	64
Resim 5.11. Görünüm menüsü.....	65

Resim	Sayfa
Resim 5.12. Seçenekler menüsü	65
Resim 5.13. Yüz görüntülerini görüntüle seçeneği ile açılan eğitim ve test görüntülerini görüntüleyen panel.....	66
Resim 5.14. Normalize edilmiş eğitim görüntüleri paneli	67
Resim 5.15. C2DPCA yöntemi ile hatalı sınıflandırılan test kümesi görüntüleri.....	76
Resim 5.16. Video 1 dosyasından elde edilen bir video karesi	78
Resim 5.17. Video 2 dosyasından elde edilen bir video karesi	79

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler	Açıklama
X	Giriş görüntü matrisi
M	Giriş görüntü matrisindeki örnek sayısı, her bir bloktaki piksel sayısı
m	Girdi görüntüsü satır sayısı
n	Girdi görüntüsü sütun sayısı
x_k	k . giriş görüntüsü
$\bar{X}$	Ortalama görüntü
S^{1D}	PCA kovaryans matrisi
d	İndirgenen boyut sayısı
V	Özvektör, izdüşüm matrisi
Σ	Kovaryans matrisi
Λ	Lagrange çarpanı
var	Varyans
w_k	k . temel bileşen
Y	Öznitelik matrisi
S^{2D}	2DPCA kovaryans matrisi
X_k^j	k . görüntünün j . sütunu
$\bar{X}^j$	j . sütuna ait $\bar{X}$
C	Kovaryans matrisi
W	Sütun izdüşüm matrisi
W_{col}	Sütun izdüşüm matrisi
W_{row}	Satır izdüşüm matrisi
Y_k^{Dia}	k . diyagonal görüntü matrisi
$\bar{Y}^{Dia}$	Ortalama diyagonal görüntü
Z	2D2DPCA öznitelik matrisi
Z_k	k . diyagonal görüntü matrisi

Simgeler	Açıklama
S^{Dia}	Diyagonal kovaryans matrisi
S_t^{row}	Satır toplam dağılım matrisi
k_{row}	Satır özdeğeri
S_t^{col}	Sütun toplam dağılım matrisi
r	Kovaryans matrisi diyagonal parametresi
S^{E2D}	E2DPCA kovaryans matrisi
S^{V2D}	V2DPCA kovaryans matrisi
S_{ij}^{2D}	i . satır j . sütun kovaryans matrisi
κ	Kernel matrisi
σ	Standart sapma
K	Gram matrisi
ϕ	KPCA yüksek boyutlu uzaya gönderim matrisi
F	R^N 'den yüksek boyutlu uzay
S^ϕ	Kernel fonksiyonu kovaryans matrisi
a	Özvektör
$\phi(X_k)$	F uzayı üzerindeki k . görüntü
$\phi(X_k^j)$	F uzayı üzerindeki k . görüntünün j . sütun vektörü
ψ^ϕ	F uzayında giriş görüntü matrisi
$i(x, y)$	Orjinal görüntü
$ii(x, y)$	İntegral görüntü
h	Zayıf sınıflandırıcı
x	Görüntünün bir penceresi, test görüntüsü, X eksenini boyunca $(i - 1)$ bloğun p pikseline olan uzaklığı
f	Öznitelik
p	Polarite
Q	Eşik değeri
c	Sınıf sayısı
X_i^c	c sınıfına ait i görüntüsü
$\bar{X}_c$	Aynı sınıfa ait örneklerin ortalaması
S_c	Sınıf içi dağılım matrisi

Simgeler**Açıklama**

N	Her bir sınıftaki örnek sayısı, her bir bloktaki gri seviye değer sayısı
V_c	c sınıfına ait izdüşüm matrisi
Y_i^c	c sınıfına ait i görüntüsü öznelik matrisi
pc	Pearson korelasyon katsayısı
pc_c	c sınıfı ile test görüntüsü arasındaki korelasyon
x_{ij}	Test görüntüsündeki i . satır j . sütun piksel değeri
$\bar{x}$	Test görüntüsü ortalama piksel değeri
$\bar{X}_{ij}^c$	c sınıfı ortalama görüntünün i . satır j . sütun değeri
$\overline{\bar{X}}^c$	c sınıfına ait ortalama görüntünün ortalaması
d_z	Test görüntüsünün z eğitim görüntüsüne olan uzaklığı
D	k en yakın uzaklık
c_x	Test görüntüsünün sınıf etiketi
V_x	Test görüntüsü iz düşüm matrisi
J^{V2D}	V2DPCA maksimizasyon kriteri
$f_{i,j}$	Kümülatif yoğunluk fonksiyonu
p	(i, j) bloğu merkez pikseli
$\tilde{p}$	CLAHE ile elde edilen yeni p pikseli
y	X eksenini boyunca i bloğunun p pikseline olan uzaklığı
s	(i, j) blok alt köşe noktasının p pikseline olan uzaklığı
r	Y eksenini boyunca $j - 1$ bloğunun p pikseline olan uzaklığı

Kısaltmalar**Açıklama**

1-1	Bire bir
1B	Tek boyutlu
1-N	Bire N

Kısaltmalar**Açıklama**

2B	İki boyutlu
2D2DPCA	İki yönlü iki boyutlu temel bileşenler analizi
2DPCA	İki boyutlu temel bileşen analizi
AE2DPCA	Alternatif genişletilmiş iki boyutlu temel bileşenler
AHE	Uyarlanabilir histogram eşitleme
AMD	Birleştirilmiş matris uzaklığı
AT&T	Amerikan Telefon ve Telgraf Laboratuvarı veritabanı
ATM	Otomatik para çekme makinesi
AR	Aleix Martinez ve Robert Bernavente yüz veritabanı
AVI	Ses görüntü birleşimi
BDDLDA	Çift yönlü doğrudan doğrusal ayırım analizi
BDPCA	Çift yönlü temel bileşenler analizi
BMP	Bitmap resim dosyası
BR	Kenar bloğu
C2D2DPCA	Sınıf tabanlı iki yönlü iki boyutlu temel bileşenler
C2DPCA	Sınıf tabanlı iki boyutlu temel bileşenler analizi
CBCL	Biyolojik-Hesaplamalı Öğrenme Merkezi veritabanı
CCTV	Kapalı devre televizyon sistemi
CDF	Kümülatif dağılım fonksiyonu
CLAHE	Kontrast limitli uyarlanabilir histogram eşitleme
CPU	Merkezi işlem birimi
CR	Köşe bloğu
DiaPCA	Diyagonal temel bileşenler analizi
E2D2DPCA	Genişletilmiş iki yönlü iki boyutlu temel bileşenler
E2DPCA	Genişletilmiş iki boyutlu temel bileşenler analizi
ESSEX	Essex Üniversitesi yüz veritabanı
FERET	Yüz tanıma teknolojisi veritabanı
FLDA	Fisher'in doğrusal ayırım analizi
FRR	Yanlış ret oranı
GA	Genetik algoritma
GIF	Grafik değiştirme biçimi

Kısaltmalar**Açıklama**

HE	Histogram eşitleme
HSV	Renk özü, Doygunluk ve Parlaklık renk uzayı
ICA	Bağımsız bileşen analizi
IR	Orta blok
ISOMAP	İzometrik haritalama
JavaCV	Java bilgisayarla görme kütüphanesi
JPEG	Birleşik fotoğraf uzmanları grubu
K2DPCA	Kernel iki boyutlu temel bileşenler analizi
KNN	K en yakın komşu algoritması
KPCA	Kernel temel bileşen analizi
LDA	Doğrusal ayırım analizi
LE	Laplacian öz haritalama
LLE	Yerel doğrusal yerleştirme
MDS	Çok boyutlu ölçekleme
MP4	Mpeg-4 bölüm 14
MPCA	Modüler temel bileşenler analizi
MPEG-4	Hareketli görüntü uzmanları birliği 4
NFL	En yakın öznitelik doğrusu
NN	En yakın komşu algoritması
OCRFace	Optik Karakter Tanıma yüz veritabanı
OpenCV	Açık kaynak bilgisayarla görme kütüphanesi
ORL	AT&T yüz veritabanı
PCA	Temel bileşen analizi
PIE	Poz, Aydınlanma ve İfade yüz veritabanı
RBF	Radyal tabanlı fonksiyon
RGB	Kırmızı, Yeşil ve Mavi renk uzayı
PNG	Taşınabilir ağ grafiği
S2DPCA	Simetrik iki boyutlu temel bileşenler analizi
SOM	Özdüzenleyici haritalar
SVM	Destek vektör makineleri
SPCA	Bakışimli temel bileşenler analizi

Kısaltmalar**Açıklama****TensorLDA**

Tensör doğrusal ayırım analizi

TensorPCA

Tensör temel bileşenler analizi

UMIST

Manchester Üni. Fen ve Teknoloji Enst. veritabanı

V2DPCA

Varyasyonel iki boyutlu temel bileşenler analizi

WAVE

Dalga biçim ses dosya formatı

WMPCA

Ağırlıklandırılmış modüler temel bileşenler analizi

1. GİRİŞ

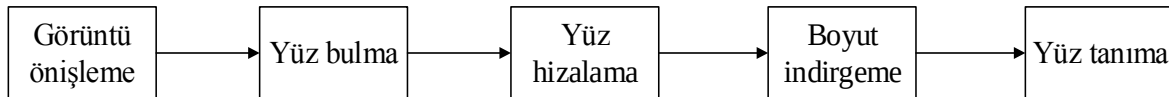
Yüz tanıma, görüntüyü anlamak ve analiz etmek üzere kullanılan bilgisayarla görme ve örüntü tanıma alanların en popüler araştırma konularından biridir. Yüz tanıma çeşitli alanlarda uygulamaları olması sebebiyle çok sayıda disiplini ilgilendirmektedir. Bu konunun yaygın olarak araştırılmasının iki temel nedeni bulunmaktadır. İlk neden olarak kavramın geniş çeşitlilikte ticari uygulamalarının olması gösterilmektedir. İkinci neden olarak ise bu konu üzerine 30 yıllık bir araştırmadan sonra uygulanabilir teknolojilerin geliştirilmiş olması gösterilmektedir (Zhao, Chellappa, Phillips ve Rosenfeld, 2003).

Yüz tanımanın uygulama alanları yüz kimliği, erişim kontrolü, akıllı kartlar, güvenlik, gözetim, yüz veritabanları, çoklu ortam yönetimi, insan bilgisayar etkileşimi ve diğerleri olarak gruplandırılabilir. Yüz kimlik saptama kategorisine örnek olarak sürücü belgeleri, kimlik belgeleri, pasaportlar, seçmen kaydı ve dolandırıcılık tespiti uygulamaları gösterilebilir. Erişim kontrolü uygulamaları kategorisi altında sınır geçişi kontrolü, tesis erişimi, araç erişimi, otomatik para çekme makinesi (ATM) erişimi, bilgisayar erişimi, bilgisayar programı erişimi, bilgisayar ağı erişimi, çevrimiçi program erişimi uygulamaları sıralanabilir. Güvenlik alanına özgü uygulama örnekleri ise terörist alarmı, güvenli uçuş iniş sistemleri, stadyum seyirci tarama, bilgisayar güvenliği, bilgisayar uygulamaları güvenliği, veritabanı güvenliği, dosya şifreleme, iç ağ güvenliği, internet erişimi, medikal kayıtlar ve güvenli yatırım terminalleridir. Takip kategorisi incelendiğinde ileri video gözetimi, kapalı devre televizyon sistemi (CCTV) kontrolü ve portal kontrolü gibi uygulamalara ulaşılmaktadır. Akıllı kart alanına özgü uygulamalara örnek olarak kişi doğrulama ve kayıt güvenliği gösterilebilmektedir. Ayrıca, suç durdurma ve şüpheli alarm, hırsız tanıma, şüpheli takip ve soruşturma uygulamaları da mevcuttur. Yüz veritabanları uygulamaları; yüz indeksleme, otomatik yüz etiketleme ve yüz sınıflandırma gibi uygulamalardır. İnsan bilgisayar etkileşimi kategorisinde ise etkileşimli oyunlar ve proaktif hesaplama yer almaktadır. Çoklu ortam alanında yüz tabanlı arama, yüz tabanlı video bölütleme ve olay tespiti gibi uygulamalar mevcuttur. Diğer kategorisinde ise eski fotoğraf doğrulama, çok düşük bit aralığında görüntü ve video iletimi yer almaktadır (Li ve Jain, 2011).

Biyometrik tanıma sistemleri genel olarak incelendiğinde parmak izi, iris ya da yüz gibi fiziksel karakterleri kullanarak tanıma sağlanacağı gibi el yazısı, ses ya da tuşa basma

örüntüsü gibi davranışsal karakterler ile tanımanın gerçekleştirilebileceği görülmektedir. Biyometrik cihazlar 3 temel adımı gerçekleştirmektedir. İlk adımda bir algılayıcı yardımıyla biyometrik imza olarak nitelendirilen gözlem alınmaktadır. İkinci adımda alınan biyometrik imza bir bilgisayar algoritması ile biyometrik imzaların tutulduğu veri tabanına uygun olarak normalize edilir. Üçüncü ve son adımda normalize edilen biyometrik imza bir eşleştirici ile sistemde yer alan imza kümeleri ile karşılaştırılarak bir benzerlik skoru üretilir. Bu benzerlik skorunun nasıl kullanılacağı ilgili biyometrik sistem uygulamasına bağlıdır (Tolba, El-Baz ve El-Harby, 2006).

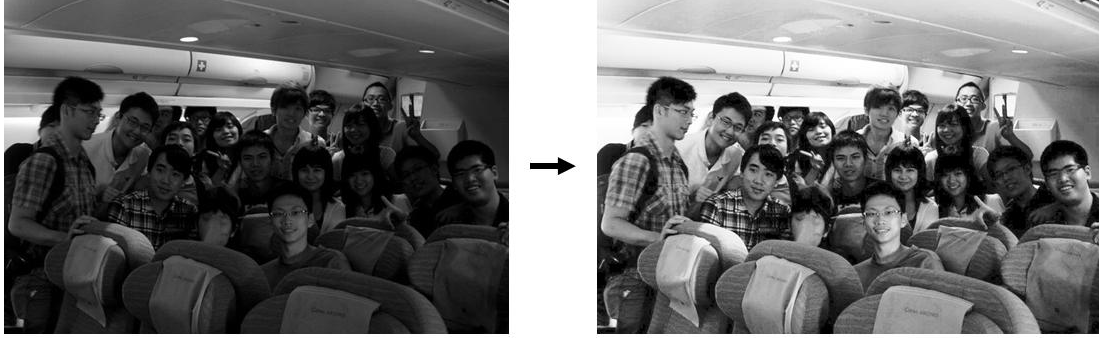
Biyometrik bir teknoloji olan yüz tanıma sistemleri kişilerin yüz görüntülerinden belirli bazı özelliklerini ayırarak yüz ile eşleşme yapan sistemlerdir. Yüz tanıma sistemleri doğrulama ve kimlik saptama olmak üzere 2 kategoriye ayrılır. Yüz doğrulama yüz görüntüsünün önceden tanımlanmış bir örnek görüntüsü ile 1-1 karşılaştırılmasıdır. Yüz kimlik saptama ise bir görüntünün veritabanında bulunan tüm görüntü örnekleri ile 1-N karşılaştırılmasıdır (Abate, Nappi, Riccio ve Sabatino, 2007; Patil, Kolhe ve Patil, 2010) . Yüz tanıma sistemleri yüz örüntülerinin yüze özgü işaretler ve yer bilgisini kullanarak tespiti ile başlamaktadır. Tespit edilen yüz örüntüleri uygun bir sınıflandırma algoritması kullanılarak tanınır ve model tabanlı şemalar ile mantıksal geri beslemeler kullanılarak elde edilen sonuçlar sonraki işlemlere aktarılır (Tolba ve diğerleri, 2006).



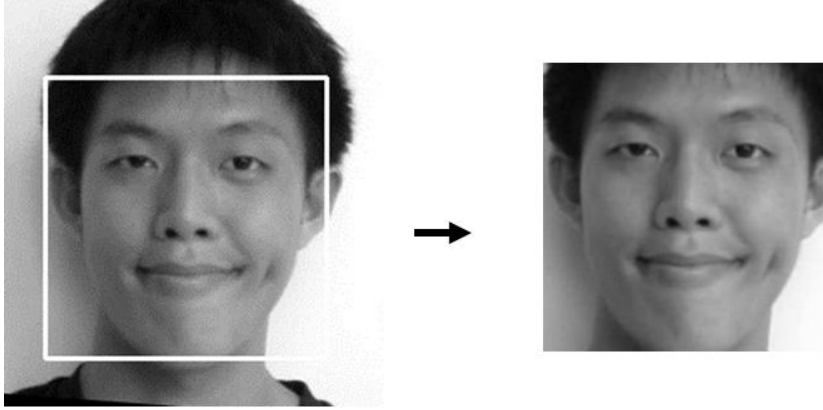
Şekil 1.1. Yüz tanıma blok diyagramı

Yüz tanıma Şekil 1.1’de görüldüğü gibi 5 adımda incelenebilmektedir. Görüntü önışleme zorunlu bir adım olmamakla birlikte Resim 1.1’de bir örneği gösterilen görüntünün normalize edilmesi, histogram eşitlemesi ve gürültünün temizlenmesi gibi görüntü üzerinde önışleme diye adlandırılan işlemlerin yapıldığı adımdır. Ardından bütün yüz tanıma sistemlerinde olması gereken Resim 1.2’de gösterilen yüz bulma adı verilen bir algılayıcı ve kamera ile yüz görüntüsünün tespit edilmesi sağlanmaktadır. Üçüncü adımda görüntünün daha doğru değerlendirilmesi için olması gerekli bir adım olan görüntünün hizalanması adımı gerçekleştirilmektedir. Resim 1.3’de görüntü hizalama işlemi gösterilmektedir. Sonraki adımda öznitelik çıkarımı yapılarak verinin anlamlı öznitelikleri

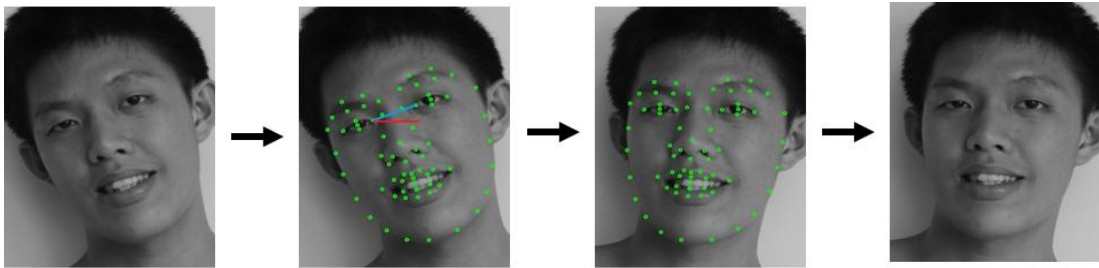
korunur ve gereksiz ya da ilgisiz görülen öz nitelikler ayrılır. Resim 1.4'te öz nitelik çıkarımı yapıldığında elde edilen görüntü örneklendirilmiştir. Son adımda ise bir önceki adımda elde edilen yeni uzay üzerinde anlamlı öz nitelikler ile bir sınıflandırma algoritması kullanılarak yüz tanıma gerçekleştirilir.



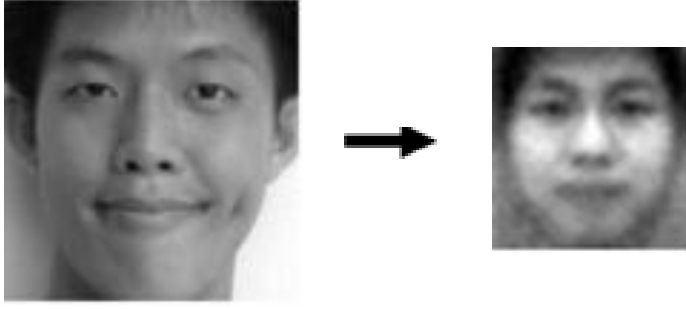
Resim 1.1. Yüz tanıma sistemi histogram eşitleme ile görüntü ön işleme adımı (Hsieh, 2014)



Resim 1.2. Yüz tanıma sistemi yüz bulma adımı (Hsieh, 2014)



Resim 1.3. Yüz tanıma sistemi yüz hizalama adımı (Hsieh, 2014)



Resim 1.4. Yüz tanıma sistemi öznelilik çıkarma adımı (Hsieh, 2014)

Yüz tanıma konusu nesne tanımanın özel ve zor bir durumudur. Yüz tanımanın nesne tanımadan daha zor bir konu olmasına şüphesiz aynı kişinin ön yüz görüntüleri arasında bile farklılıkları mevcut olması neden olmaktadır. Ön yüz görüntüleri arasındaki bu farklılık geleneksel örüntü tanıma tekniklerinin yüz tanıma nesne tanıma kadar başarı sağlayamamasına neden olmaktadır. İnsan yüzünün benzeri olmayan bir nesne olmamasına ek olarak bazı faktörler aynı kişinin yüz görüntülerinde dahi değişimlere neden olabilmektedir. Bu faktörler iç ve dış faktörler olarak ikiye ayrılır. İç faktörler yüz yapısının doğasından kaynaklı faktörler olmakla birlikte gözlemciden bağımsızdır. İç faktörlerde içsel (intrapersonal) ve kişiler arası (interpersonal) faktörler olarak iki kategoride incelenebilmektedir. İçsel faktörlerde aynı kişinin yüz görüntüsü üzerinde yaş, ifade, saç, makyaj gibi sebeplerle farklılıklar söz konusu olmaktadır. Kişiler arası faktörler ise etnik yapı ve cinsiyet gibi durumlardan kaynaklıdır. Bu durumda, bazı yüz görüntülerinin farklı algılanması söz konusu olmaktadır. Dış faktörlerde ışığın yüz ve gözlemci ile konumundan kaynaklı yüz görüntüsünde farklılığa neden olması durumu söz konusudur. Aydınlanma, poz, ölçekleme ve bazı görüntüleme parametreleri gözlemci tarafından yüzün farklı algılanmasına neden olmaktadır (Jafri ve Arabnia, 2009).

Yüz tanıma sistemlerinde kullanılan sınıflandırma algoritması kadar önemli olan bir diğer konu da boyut indirgemedir. Yüksek boyutlu vektör uzayları olarak ifade edilen görüntülerin işlenerek yorumlanması karmaşık olmaktadır. Bu karmaşıklığı azaltmak üzere boyut indirgeme kavramı ortaya çıkmaktadır ve bu kavram yüz tanıma sistemlerinin bir adımı haline almaktadır. Boyut indirgeme veri setinde bulunan gereksiz ve ilgisiz verileri tespit etmek, veri setinin arkasında yatan gücü tespit etmek ve veriyi basitleştirerek görsel olarak daha anlaşılır hale getirmek amacıyla kullanılmaktadır (Cayton, 2005).

Yüz tanıma sistemlerinde boyut indirgeme ve tanıma adımlarını gerçekleştirmek üzere çok sayıda yaklaşım sunulmuştur. Tez çalışması kapsamında yüz tanıma sistemlerinde

kullanılan teknikler kategoriler halinde incelenerek geliştirilen yeni yüz tanıma sistemi önerilen yaklaşım ile birlikte irdelenecektir. Bu çalışmanın literatüre katkısı iki kısımda ele alınmaktadır. İlk olarak yüz tanıma sistemlerinde yüz bulma, öznitelik çıkarımı ve tanıma amacıyla sıklıkla kullanılan Temel Bileşenler Analizi (PCA) tabanlı yaklaşımlar kapsamlı olarak ele alınacaktır. İkinci katkı olarak ise geliştirilen sisteme konu olan ve analiz çalışmaları yapılan sınıf tabanlı yeni bir yüz tanıma yaklaşımını sunmak olacaktır. Sunulan yeni yaklaşım klasik ve İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi (2DPCA) yöntemlerinden farklı olarak örneklerin sınıf tabanında değerlendirilip her bir sınıf için izdüşüm matrisleri oluşturulmasına dayanmaktadır. Sunulan yöntem ile karşılaştırılan yöntemlere göre daha iyi başarımlar elde edilmiştir.

Tezin geri kalan kısmı şu şekilde düzenlenmiştir. Bölüm 2’de yüz tanıma sistemlerinde kullanılmak üzere geliştirilen yöntemler yüz bulma ve yüz tanıma yöntemleri kategorize edilerek incelenmiştir. Bölüm 3’te PCA tabanlı yüz tanıma teknikleri ele alınmıştır. Ele alınan tekniklerin matematiksel yapısı ve çalışma şekli hakkında bilgiler verilmiştir. Bölüm 4’te geliştirilen sistemde kullanılan teknikler ve önerilen yöntem detaylı bir şekilde anlatılmıştır. Bölüm 5’te geliştirilen yüz tanıma sistemi ele alınmıştır. Geliştirilen sisteme ek olarak yürütülen performans değerlendirmeleri ve sonuçlarına yer verilmiştir. Sonuç bölümünde ise tez çalışmasının sonuçlarına yer verilerek ne gibi kazanımlar elde edildiğine değinilmiştir. Geliştirilen sistem üzerindeki eksiklikler ile geliştirilebilecek unsurlar geleceğe yönelik çalışmalara öneri olarak sunulmuştur.

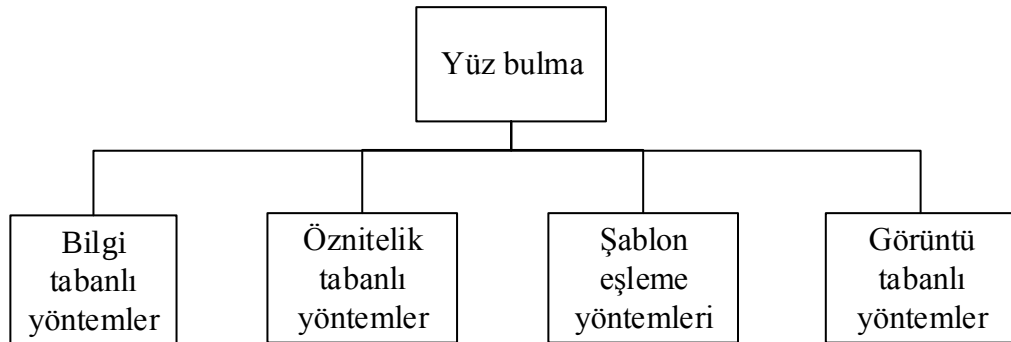
2. LİTERATÜRDEKİ ÇALIŞMALAR

Literatürde yer alan yüz tanıma sistemleri yüz bulma ve yüz tanıma açısından ele alınmıştır.

2.1. Yüz Bulma Yöntemleri

Gerçek zamanlı yüz tanıma sistemlerinin önemli adımlarından biri olan yüz bulma yüz tanıma sistemlerinin ilk adımını oluşturmaktadır. Yüz tanıma üzerine yapılan çalışmaların bir kısmında kırılmış yüz görüntüleri ile çalışıldığı için bu adım gerçekleştirilememektedir. Bu durumda yüz tanıma sistemi öznitelik çıkarımı adımı ile başlamaktadır.

Yüz bulma, görüntü üzerindeki çeşitli varyasyonlardan kolaylıkla etkilendiğinden kolay bir adım olarak görülmemektedir. Görüntü üzerinde bulunan söz konusu varyasyonları çözerek yüzü tespit etmek üzere çok sayıda çalışma yürütülmüştür. Yüz bulma teknikleri farklı şekillerde kategorize edilerek incelenmiştir. Yang, Kriegman ve Ahuja yüz tespit sistemlerini kategorize eden bir çalışma gerçekleştirmişlerdir (Yang, Kriegman ve Ahuja, 2002). Yang ve diğerlerinin yaptıkları gruplandırmaya göre bazı algoritmalar iki ya da daha fazla kategoriye ait olabilmektedir. Yüz bulma yöntemleri üzerine yapılan gruplandırmaya Şekil 2.1’de yer verilmiştir.

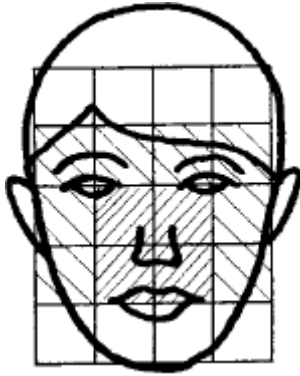


Şekil 2.1. Yüz bulma yöntemleri

2.1.1. Bilgi tabanlı yöntemler

Bilgi tabanlı yöntemler kural tabanlı yaklaşımlardır. Bu kategoride yer alan yöntemler yüz görüntüsü üzerinden bilgi edinim ve edinilen bilginin kurallar kümesine dönüştürmesini hedeflemektedirler.

Yang ve Huang (Yang ve Huang, 1994) yüz tanıma üzerine hiyerarşik bir bilgi tabanlı yöntem geliştirmişlerdir. Bu hiyerarşik sistem 3 seviyeden oluşmaktadır. En üst seviyede tüm olası yüz adayları bir pencere ile aranmış ve her noktada kurallar kümesi uygulanarak tespit edilmiştir. Üst seviyedeki kurallar yüzün neye benzediği üzerine iken, en alt seviyedekiler ise yüz öznitelik detayları ile ilgilidir.



Resim 2.1. Yang ve Huang tarafından yapılan çalışmada seviye 1 olarak belirtilen yüz adaylarının belirlenmesi (Yang ve Huang, 1994)



Resim 2.2. Kanade'nın öne sürdüğü yüz sınırlarını belirleme ile yüz bulma (Kanade, 1973)

Kanade (Kanade, 1973), doktora tez çalışması kapsamında kural tabanlı bir yaklaşımı yüz sınırlarını belirlemede başarıyla kullanmıştır. Kotropoulos ve Pitas (Kotropoulos ve Pitas, 1997), (Yang ve Huang, 1994) ve (Kanade, 1973) çalışmalara benzer olarak sunduğu kural tabanlı lokalizasyon metodu ile (Kanade, 1973) çalışmada kullanılan izdüşüm metodunu

kullanarak girdi görüntüsünün yüz özniteliklerini belirlemiştir. Tanımladığı bir yoğunluk değerini kullanarak yatay ve dikey izdüşümü tanımlamıştır. Yatay profili kullanarak başın sağ ve sol tarafı tespit edebilmiştir. Dikey profil ise burun, göz ve dudakları belirlemek üzere kullanılmıştır. Tespit edilen tüm öznitelikler kullanılarak yüz belirlenmiştir.

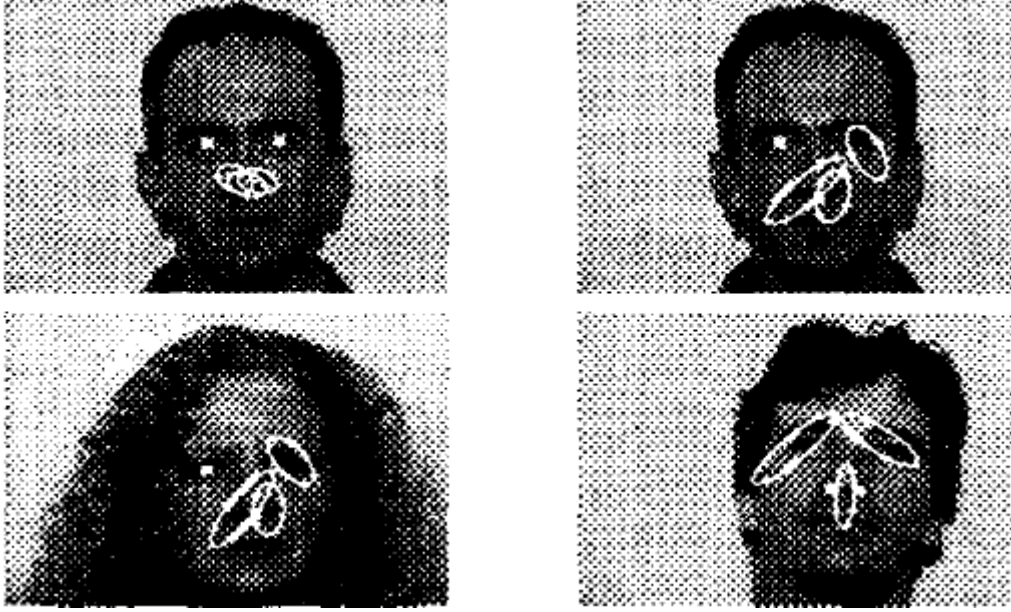
2.1.2. Öznitelik tabanlı yöntemler

Öznitelik tabanlı yöntemlerde bilgi tabanlı yaklaşımların aksine yüz üzerindeki değişmez öznitelikler tespit edilmeye çalışılmaktadır. Kaş, göz, burun, ağız çizgisi ile ten rengi değişmez öznitelikler olarak değerlendirilmektedir. Bu yöntemlerin en büyük problemi yüz görüntülerinin aydınlanma, gürültü ve kapanmaya karşı hassas olmalarıdır. Öznitelik tabanlı yöntemleri yüz öznitelikleri, desen, ten rengi ve çoklu öznitelik alt kategorilerine ayırmak mümkündür. Sirohey (Sirohey, 1993), kenar haritalama ve sezgisel bir algoritmayı kullanan bir lokalizasyon metodu ile yüz kenarı dışındaki kenarları silebilmeyi ve gruplandırmayı başarmıştır.

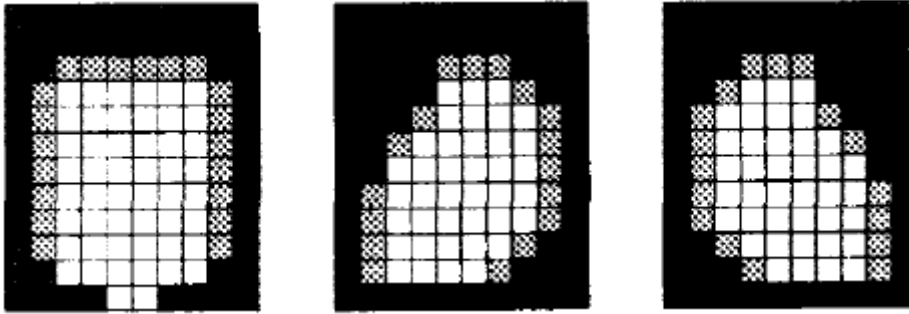
Chetverikov ve Lerch (Chetverikov ve Lerch, 1993), kenarları kullanmak yerine halka ve çizgiye dayalı bir yöntem geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri yöntemde yüz modelinde gözleri, elmacık kemikleri ve burnu ifade etmek üzere 2 koyu renkli ve 3 açık renkli halkaları kullanmışlardır. Yüz kenarı, kaş ve dudakları ifade etmek üzere ise çizgiler kullanmışlardır. Halkalar arasında iki adet üçgen konumlandırılmıştır. Üçgeni bulmak üzere görüntüler taranmış eğer taranan görüntüde çizgiler tanımlanmışsa taranan görüntü parçası yüz olarak nitelendirilmiştir. Leung, Burl ve Perona (Leung, Burl ve Perona, 1995), yüz bulmada kullanılmak üzere iki göz, iki burun deliği ve burun ya da dudak bağlantısına dayalı olasılık tabanlı bir yöntem sunmuşlardır.

RGB, normalize edilmiş RGB, HSV gibi çok sayıda renk uzayları ten rengi ile yüzü tespit etmek üzere çalışılmıştır. Satoh, Nakaruma ve Kanade (Satoh, Nakamura ve Kanade, 1999) tarafından RGB renk uzayı ten bölgelerini belirlemek üzere kullanılmıştır. Crowley, Bedrune, Bekker, Schneider (Crowley, Bedrune, Bekker ve Schneider, 1994), yaptıkları çalışmada ten rengini belirlemek üzere normalize edilmiş RGB değerlerinin histogramından yararlanmışlardır. Saxe ve Foulds (Saxe, Foulds ve Box, 1996), HSV renk uzayındaki histogram kesişimlerini kullanan iteratif bir ten belirleme yöntemi geliştirmiştir. Ten rengi piksellerin başlangıç yaması iteratif algoritmayı başlatmak üzere

kullanılmıştır. Yama görüntü üzerinde hareket ederek orjinal görüntü histogramı ile yama histogramı karşılaştırılarak ten rengi bölgeleri tespit edilmiştir. Çoklu öznitelikler kategorisi altında ise yüz öznitelikleri ile ten rengi, boyutu ve şekli gibi global özniteliklere bakılarak yüz tespit edilmeye çalışılmaktadır.



Resim 2.3. Leung ve diğerleri tarafından tanımlanan elipsler ile yüksek olasılıkla eksik öznitelikleri belirleyerek yüz bulma (Leung ve diğerleri, 1995)



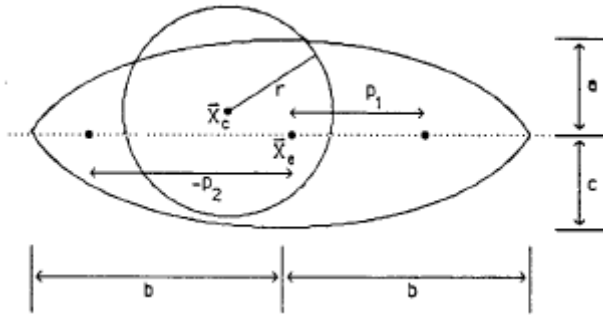
Resim 2.4. Chen ve diğerlerinin yüz bulma için kullandığı 3 baş şekli modeli (Chen, Wu ve Yachida, 1995)

Chen, Wu ve Yachida (Chen ve diğerleri, 1995), bulanık mantık teorisini kullanarak yüzü tespit etmeye çalışmışlardır. Ten ve saç rengi dağılımını CIE XYZ renk uzayında tanımlamak üzere iki bulanık modelini kullanmışlardır. 5 baş şekli modeli (1 önden, 4 yanlardan) yüzün soyut bir görüntüsünü belirlemek üzere kullanılmıştır. Oluşturulan modeller test görüntüsü üzerinde belirlenen ten rengi ve saç rengi alanlarıyla

karşılaştırılarak benzerliklerine göre ana yüz olarak belirlenmektedir.

2.1.3. Şablon eşleme yöntemleri

Şablon eşleme yöntemleri genellikle önden yakalanan standart bir yüz örüntüsünün önceden tanımlanması ya da bir fonksiyon parametresi olarak ayarlanmasına dayanmaktadır. Yüz hatları, göz, burun ve ağız için birbirinden bağımsız olarak giriş görüntüsü ile standart örüntüler arasındaki korelasyon değerleri hesaplanarak görüntünün yüz olup olmadığına karar verilir. Sakai, Nagao ve Fujibayashi (Sakai, Nagao ve Fujibayashi, 1969) tarafından önceden tanımlı şablon eşleme yönteminin ilk denemelerinden birisi sunulmuştur. Göz, ağız, burun ve yüz hatları için çok sayıda alt şablon kullanılarak yüz modellenmeye çalışılmıştır. Her bir alt şablon doğrulardan oluşacak şekilde oluşturulmuştur. Doğrular giriş görüntüsü üzerindeki en büyük gradyan değişime göre çizilmiştir. Alt görüntülerle alt şablonlar arasındaki korelasyonlar yüzün yerini tespit etmek üzere hesaplanmıştır. Yuille, Cohen ve Hallinan (Yuille, Cohen ve Hallinan, 1989), deforme şablonları yüz özniteliklerine elastik bir model olarak uyacak öznitelikleri modellemek üzere kullanmışlardır. Bu yaklaşımda yüz öznitelikleri parametre haline getirilmiş şablonlarla tanımlanmaktadır.



Resim 2.5. Yuille ve diğerleri tarafından yüz bulma için 11 parametreye bağlı olarak oluşturulan göz şablonu (Yuille ve diğerleri, 1989)

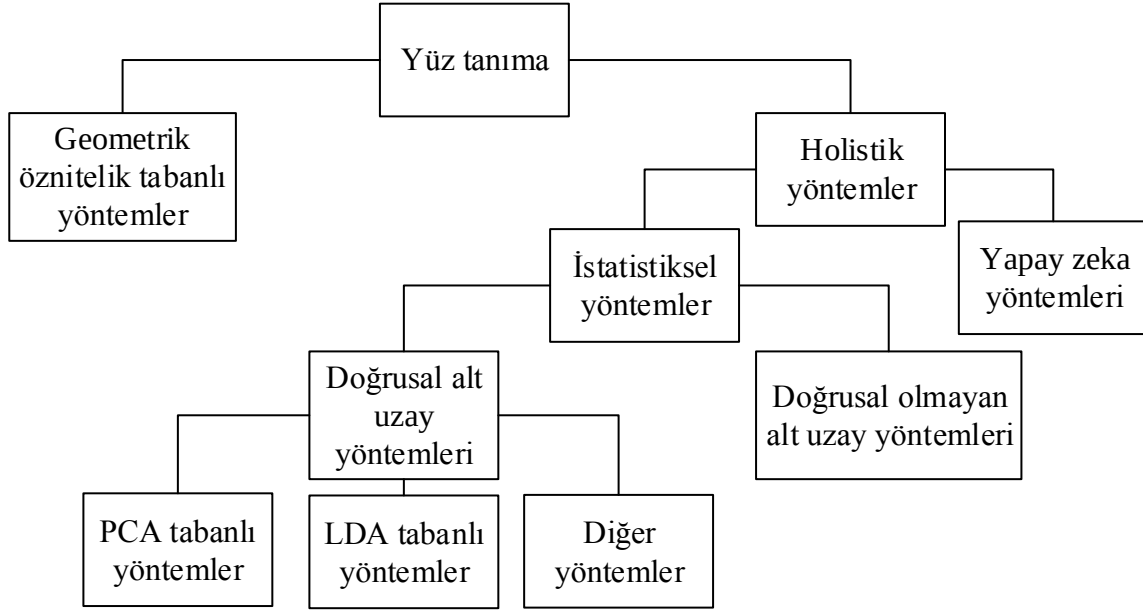
2.1.4. Görüntü tabanlı yöntemler

Görüntü tabanlı yöntemler şablon eşleme yönteminde olduğu gibi şablonların manuel olarak oluşturulması yerine şablonların örneklerden eğitilerek oluşturulmasına dayanmaktadır. Bu yaklaşımlar, genel olarak istatistiksel analiz ve makine öğrenmesi yöntemlerine dayanmaktadır. Bu yöntemlerde boyut indirgeme adımı algoritma etkinliği

açısından sıklıkla kullanılmaktadır. Turk ve Pentland (Turk ve Pentland, 1991), (Kirby ve Sirovich, 1990) çalışmada yüzün Karhunen-Loeve dönüşümü ile gösteriminden esinlenerek önerilen dönüşüm ile yüz tanıma ve bulma gerçekleştirmiştir. Karhunen-Loeve dönüşümü ile elde edilen yüzleri özyüz olarak isimlendirmişlerdir. Yüz görüntülerinden temel bileşenler analizi kullanılarak özyüzler elde edilmiştir. Yüz bölgesi içermeyen görüntüler ise aynı alt uzaya indirgenmiştir. Yüz görüntüleri arasında radikal olarak çok büyük bir değişiklik olmaması söz konusu iken yüz bölgesi içermeyen görüntülerin haritalanmış şekli arasında önemli bir fark ortaya çıkmıştır. Görüntü ile yeni uzay arasındaki uzaklıklar hesaplanarak görüntüde yüz bölgesinin olup olmadığına karar verilmiştir. Sung ve Poggio (Sung ve Poggio, 1998), yüz bulma için dağılım tabanlı bir sistem geliştirerek aynı sınıftan pozitif ve negatif örneklerden örüntü dağılımının nasıl öğrenildiğini göstermeye çalışmışlardır. 1067 yüz görüntüsünden oluşan eğitim görüntülerinin her biri için görüntüleri 19x19 piksel boyutlarına dönüştürmüş, arka plan piksellerinden kurtulabilmek için maskeleme, aydınlanmayı ayarlamak için histogram eşitlemesi yapmışlardır. 1067 görüntüye rotasyon ve simetri uygulayarak toplam 4150 görüntü elde etmişlerdir. K-means algoritması ile yüz ve yüz görüntüsü olmayan örnekler 6 kümeye bölüştürülmüştür. Örneklerin tüm yüz ve yüz olmayan kümelerle uzaklıkları hesaplanmıştır. Uzaklık vektörü geri besleme ile eğitilen çok katmanlı perseptron algoritması kullanılarak yüz görüntüleri tespit edilmiştir. Rowley, Baluja ve Kanade (Rowley, Baluja ve Kanade, 1995), yapay sinir ağlarını yüz bulma üzerine başarı ile uygulamışlardır. Yaptıkları çalışmada ön işleme için Sung ve Poggio (Sung ve Poggio, 1998) ile aynı teknikleri kullanmıştır. Yapay sinir ağlarını doğrudan görüntülere uygulamışlardır. Sung ve Poggio (Sung ve Poggio, 1998) tarafından sunulan yaklaşımdan daha iyi ve hızlı bir yöntem geliştirmeyi başarmışlardır. Destek vektör makinaları yüz bulma adımıyla ilk olarak Osuna, Freund ve Girosi (Osuna, Freund ve Girosi, 1997) tarafından uygulanmıştır. Seyrek pencere ağları yeni bir öğrenme algoritması olarak Yang, Roth ve Ahuja (Yang, Roth ve Ahuja, 2000) tarafından yüz bulmaya uyarlanmıştır. Schneiderman ve Kanade (Schneiderman ve Kanade, 1998), Naive Bayes sınıflandırıcı ile yüz örüntülerinin yerel görünüşlerinin ve konumlarının olasılığını belirlemeye çalışmıştır. Viola ve Jones (Viola ve Jones, 2004), adaboost algoritması ve cascade sınıflandırıcılar ile integral görüntüleri kullanarak yüzü Rowley ve diğerlerine (Rowley ve diğerleri, 1995) göre 15 kat hızlı şekilde tespit edebilmeyi başarmışlardır.

2.2. Yüz Tanıma Yöntemleri

Yüz tanıma yöntemleri temel olarak geometrik öznitelik tabanlı ve holistik yaklaşımlar olmak üzere 2 kategoride incelenebilmektedir. Holistik kategorisi ise istatistiksel ve yapay zeka yöntemleri olarak iki grupta ele alınabilmektedir.



Şekil 2.2. Yüz tanıma yöntemleri

2.2.1. Geometrik öznitelik tabanlı yöntemler

Geometrik öznitelik tabanlı yöntemler, görüntü üzerindeki ayırt edici yüz özniteliklerini belirleyerek çıkarmak üzere ilgili yüz öznitelikleri arasında geometrik ilişkiler kurmaya dayanmaktadır. Bu yöntemlerde giriş görüntüsü geometrik öznitelikler vektörü olarak ifade edilmektedir. Geometrik öznitelikler vektörü olarak ifade edilen görüntüler ise standart örüntü tanıma teknikleri kullanılarak tanınmaya çalışılmaktadır. Geometrik öznitelik tabanlı yaklaşımların poz değişimlerine karşı gürbüz olması, yüksek hızda eşleme, boyut ve aydınlanma gibi durumlarda değişkenlik göstermemesi gibi avantajları söz konusu iken öznitelik tespitinin otomatik olarak gerçekleştirilmesinin zor olması en önemli dezavantajı olarak ele alınmaktadır (Jafri ve Arabnia, 2009).

Geometrik öznitelik tabanlı yöntemler kategorisinin ilk örneklerinden biri Kanade (Kanade, 1973) tarafından sunulmuştur. Kanade, yüz görüntülerinden 16 yüz

parametresini bir vektör olarak çıkarabilmek amacıyla basit görüntü işleme tekniklerini kullanmıştır. Tespit edilen yüz parametreleri kullanılarak Öklid uzaklığı hesaplanarak eğitim görüntüleri ile en çok eşleşen görüntüye göre tanıma gerçekleştirilmiştir. Brunelli ve Poggio (Brunelli ve Poggio, 1993), Kanade'nin yaklaşımına (Kanade, 1973) benzer şekilde 35 geometrik öznitelik vektörü tanımlayarak 47 kişinin görüntüsünü içeren bir veri kümesi üzerinde %90,00 başarı elde etmiştir. Cox, Ghosn ve Yianilos (Cox, Ghosn ve Yianilos, 1996), 35 yüz özniteliğinden 30 boyutlu öznitelik vektörü oluşturarak her bir bireyden tek görüntü içeren 685 görüntülük veri tabanı üzerinde %95,00 başarı elde etmeyi başarmıştır. Wiskott, Fellous, Krüger ve von der Malsburg (Wiskott, Fellous, Krüger ve von Der Malsburg, 1997), öznitelik tabanlı bir yaklaşım olarak elastik demet çizge eşleme metodunu geliştirmişlerdir. Geliştirilen yöntemde her bir bireyin çizgesi yüz üzerinde seçilen temel noktalar kümesi olarak ifade edilmiştir. Seçilen her bir nokta bir çizgenin bir düğümüdür ve Gabor filtrelerinin sonucu olarak etiketlenmiştir. Düğümler arasındaki mesafe düğümler arası uzaklık olarak ifade edilmektedir. Demet çizgesi adı verilen bir yapıyı oluşturmak üzere tüm örneklerden elde edilen çizgeler bir araya getirilerek yüz oluşturulmuştur. Test görüntüsünü ifade edecek çizge ise elastik demet eşleme ile otomatik olarak oluşturulmuştur. Test görüntüsü çizgesi eğitim görüntü çizgeleri ile karşılaştırılarak en yüksek benzerlik değerine sahip görüntüye göre sınıflandırılmıştır. Bu yöntem ile 250 bireyden oluşan bir veri seti kullanılarak %98,00 başarı elde edilmiştir. Wiskott ve diğerleri (Wiskott ve diğerleri, 1997) daha önce geliştirdikleri sistemi poz değişime karşı gürbüz olacak hale getirebilmişlerdir. Wiskott ve diğerleri tarafından yapılan çalışmalarda başarılı sonuçlar elde edilmesine rağmen el ile ilk 70 kişinin görüntülerinden yüz çizgelerinin oluşturulması yöntemin en büyük sorunu olarak görülmüştür. Bu sorunu aşmak üzere Campadelli ve Lazzarotti (Campadelli ve Lazzarotti, 2005), Yuille ve diğerleri (Yuille ve diğerleri, 1989) tarafından önerilen parametrik modeli kullanarak yüz çizgelerini otomatik olarak oluşturabilmişlerdir.

2.2.2. Holistik yöntemler

Holistik yöntemler, yüzün yerel öznitelikler yerine tümünün gösterime bağlı olarak tanınmasına dayanmaktadır. Holistik yöntemleri istatistiksel yöntemler ve yapay zeka yöntemleri olarak iki grupta incelenmek mümkündür. Bu bölümde, istatistiksel yöntemler kategorisinde yer alan Çizelge 2.1'de verilen PCA (Temel Bileşenler Analizi) tabanlı yöntemlere odaklanılmıştır.

İstatistiksel yöntemler

İstatistiksel yüz tanıma yöntemleri doğrusal ve doğrusal olmayan alt uzay yöntemleri olarak 2 kategoride incelenebilmektedir. Doğrusal alt uzay yöntemleri ise Şekil 2.2’de görüldüğü gibi PCA tabanlı yöntemler, LDA (Doğrusal Ayırım Analizi) tabanlı yöntemler ve diğer yöntemler olarak ele alınabilmektedir. Tez çalışması kapsamında yeni bir PCA tabanlı yöntem sunulduğundan bu bölümde PCA tabanlı yöntemlere ağırlıkla yer verilmiştir.

PCA yaklaşımı ilk olarak Sirovich ve Kirby tarafından (Kirby ve Sirovich, 1990; Sirovich ve Kirby, 1987) insan yüzünü etkin bir şekilde temsil etmek üzere kullanılmıştır. Bu çalışmalara göre herhangi bir yüz görüntüsü yüzün ortalama bir görüntüsü ve yüze ait bazı temel kısımları tanımlayan küçük görüntü kümesinden yeniden elde edilebilir. Turk ve Pentland (Turk ve Pentland, 1991) ise iyi bilinen ve etkin bir metot olan PCA metodunu Eigenfaces olarak adlandırarak yüz tanıma amacıyla kullanmışlardır. PCA yöntemi ile elde edilen özyüzleri bilinen yüzlerinin özyüzleri ile karşılaştırarak sınıflandırma işlemini gerçekleştirmişlerdir. Sonraki çalışmalara bakıldığında çeşitli PCA tabanlı metotların yüz tanıma sıklıkla kullanıldığı görülmüştür. Comon (Comon, 1994), PCA tabanlı bileşenleri ile istatistiksel bağımlılığı minimum yapan PCA’nın bir genelleştirmesi olarak sunulan bir doğrusal dönüşüm yöntemi olan ICA yaklaşımını sunmuştur. Bartlett, Lades ve Beveridge (Bartlett, Lades ve Sejnowskic, 1998), ICA yöntemini yüz tanıma kullanmışlardır. Draper, Baek, Bartlett ve Beveridge (Draper, Baek, Bartlett ve Beveridge, 2003), PCA ve ICA (Bağımsız Bileşen Analizi) yöntemlerini yüz tanıma karşılaştırmışlardır. LDA (Fisher, 1936) yaklaşımı örneklerin sınıflar arası uzaklığını maksimum, sınıf içi uzaklığını ise minimum yapmak amacıyla ilk olarak Fisher tarafından sunulmuştur. Belhumer ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada (Belhumeur, Hespanha ve Kriegman, 1997) ise Eigenfaces yöntemi ile Fisherfaces yöntemi karşılaştırılmıştır. Yapılan deney çalışmaları Fisherfaces yönteminin doğruluk oranı açısından daha iyi olduğunu göstermiştir. Gottumukkal ve Asari (Gottumukkal ve Asari, 2004), yerel özniteliklerin aydınlanma ve poz gibi faktörlerden etkilenmemesi sebebiyle aydınlanma yönü ve yüz ifadelerindeki varyasyon sorununu aşabilmek üzere PCA yöntemini tüm bir yüzün parçalara ayrılması ile elde edilen yüz parçalarına uygulanmasına dayalı bir yaklaşım olan MPCA (Modüler Temel Bileşenler Analizi) yöntemini sunmuşlardır. UMIST ve Yale veritabanı üzerinde MPCA yöntemini değerlendirmişlerdir. UMIST veritabanı üzerinde mevcut olan yüksek

poz varyasyonlarında öznitelik sayısı 4 ve 4096 arasında olmak üzere ortalama %30,00 doğru sınıflandırma yapılabilmişken, hatalı sınıflandırma oranı %62,50, FRR (Yanlış Ret Oranı) oranı ise %7,50 olmuştur. Yale veritabanı üzerindeki ifade ve aydınlanma varyasyonlarına karşı ise en yüksek başarı oranı %48,00 iken hata oranı %36,00, FRR oranı ise %16,00 olmuştur.

PCA tabanlı metotlarda 2B yüz görüntü matrislerinin 1B öznitelik vektörlerine dönüştürülmesi gerçekleştirilmektedir. 2B görüntüdeki her bir satır öznitelik vektöründeki aynı satırda bir araya getirilmiştir. Ancak bu dönüşüm gerçekleştirildiğinde yüz görüntülerine ait bilgilerin kaybolabilmesi ve hesaplanması gereken kovaryans matris boyutunun artması söz konusudur. Bu durumda, kovaryans matrisini doğru bir şekilde hesaplamak oldukça zordur. Bu problemleri çözmek üzere Yang, Zhang, Frangi ve Yang (Yang, Zhang, Frangi ve Yang, 2004) çalışmalarında 2DPCA (İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi) yöntemini önermişlerdir. 2DPCA ile hem kovaryans matrisinin doğru bir şekilde hesaplanması daha kolay hale gelmektedir hem de özvektörleri belirlemek için harcanan zaman daha kısa olmaktadır. 2DPCA'da öznitelik vektörleri iki boyutlu olduğundan çok boyutluluk problemi büyük ölçüde azaltılmış olmaktadır.

Yang ve diğerleri, deney çalışmalarını ORL, AR ve Yale veritabanları üzerinde gerçekleştirmişlerdir. ORL veritabanı üzerinde eğitim için her sınıfa ait 5 görüntüden oluşan bir veri seti kullanarak başarı oranı en yüksek %96,00 (112×2) olarak kaydedilmiştir. Aynı deneyde PCA ile elde edilen başarı ise 37 öznitelikle %93,50 olmuştur. Diğer bir karşılaştırma çalışma zamanı açısından yapılmıştır. En yüksek başarı oranı elde edilen veri seti kullanılarak 2DPCA ile 14,03 saniyede tanıma gerçekleştirilirken PCA ile 304,61 saniyede tanıma mümkün olmuştur. AR veritabanında deneyler zaman, yüz ifadeleri ve aydınlanma varyasyon deneyleri olarak yürütülmüştür. Zaman varyasyonu deneyinde PCA ile %66,20, 2DPCA ile %67,60 başarı elde edilmiştir. Yüz ifadeleri varyasyonu deneyinde PCA ve 2DPCA ile sırasıyla %94,70 ve %96,10, aydınlanma varyasyonu deneyinde ise %78,00 ve %89,80 başarı sağlanmıştır. Yale veritabanında ise birini dışarıda bırak çapraz geçerlemesi yapılarak PCA ile %71,52, 2DPCA ile %84,24 başarı elde edilmiştir. Wang, Wang, Zhang ve Feng (Wang, Wang, Zhang ve Feng, 2005), çalışmalarında 2DPCA yaklaşımının blok tabanlı PCA yaklaşımının özel bir durumu olduğunu göstermişlerdir. 2DPCA yöntemini doğru bloğu olarak nitelendirmişlerdir.

Çizelge 2.1. PCA tabanlı yöntemlerin karşılaştırılması

Yöntem	Veritabanı	Eğitim/ Test kümesi	Tanıma zamanı (sn)	Boyut	Başarı oranı
MPCA	UMIST	8/2		20	<%40,00 (N=4)
	Yale	8/3		20	<%90,00 (N=16)
		Leave-one-out		20, 30	<%80,00 (N=16), <%90,00 (N=16)
2DPCA	ORL	İlk 5/kalan 5	14,03	112x3	%96,00 %98,30
		Leave-one-out			
	AR	7/7, 4/4, 4/4	16,26; 7,25; 8,32	40x40	%67,60; %96,10; %89,80
	Yale	Leave-one-out			%84,24
A2DPCA	ORL	İlk 5/kalan 5	5,55	26x92	%90,50
	FERET	1/1	1,80	14x60	%84,50
V2DPCA	ORL	İlk 5/kalan 5	1,34	2x10	%98,10
	Yale	Leave-one-out			%85,24
2D2DPCA	ORL	İlk 5/kalan 5	3,43	27x26	%90,50
	FERET	1/1	1,15	13x14	%85,00
E2DPCA	ORL	İlk 5/kalan 5	1,48 (5x10)	6x20	%93,00
AE2DPCA	ORL	İlk 5/kalan 5	1,65 (4x16)	16x18	%92,50
E2D2DPCA	ORL	İlk 5/kalan 5		20x20	%95,00
	ESSEX	10/10		30	<%90,00
BDPCA	ORL			112x4	%97,30
SPCA	FERET	1/1			%99,10
	OCRFace	5/31, 5/16		120, 90	%93,23; %94,79
S2DPCA	CBCL	5	5,23	19x4	%96,50
	ORL	İlk 5/kalan 5	12,36	112x3	%96,40
TensorPCA	Yale	2/9		6	%46,20
	ORL	2/8		10	%69,22
	PIE	20/150		32	%61,85
Directional PCA	AR	4/3		420, 240	%98,61; %92,71 %65,63; %76,54; %87,00
	UMIST	3-6-9/16-13-10		39, 11, 11	
DiaPCA	FERET	1/1	0,87	60x5	%90,50
KPCA	Yale	Leave-one-out		60	%75,76
	ORL			50	%98,00
K2DPCA	Yale	2-3-4-5/9-8-7-6			%76,30; %85,12; %89,00; %89,95
	ORL	2-3-4-5/8-7-6-5			%74,18; %78,71, %88,83; %91,13

Li, Pang ve Yuan (Li, Pang ve Yuan, 2010), L1 normuna dayalı 2DPCA yöntemini geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri yöntem ile standart L2 normu tabanlı 2DPCA yöntemine göre daha iyi sonuçlar elde etmişlerdir. Meng ve Zhang (Meng ve Zhang, 2007), standart uzaklık ölçütü yerine hacim ölçütüne dayalı bir 2DPCA yöntemi geliştirmişlerdir. Yale ve FERET veritabanları üzerinde geliştirdikleri yöntemin etkinliğini göstermişlerdir. Turhal ve Duysak (Turhal ve Duysak, 2011), 2DPCA tabanında bir algoritma geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri algoritma ile sınıf içi dağılımı minimum yapmayı hedeflemişlerdir. Deney sonuçlarına göre ise AR veritabanı üzerinde en yüksek %97,29, standart 2DPCA ile %79,72 başarımları elde edilmiştir. ORL veritabanı üzerinde ise 2DPCA ile %94,33, sunulan yöntem ile ise %98,00 başarı oranı kaydedilmiştir.

Zeng, Feng ve Xiang (Zeng, Feng ve Xiong, 2011), 2DPCA kovaryans matrisinin PCA kovaryans matrisinin diyagonal elemanlarına denk geldiği için bazı önemli bilgileri elimine etmesinden yola çıkarak ve yüzdeki simetriden yararlanarak 2DPCA'nın bir varyasyonu olan V2DPCA (Varyasyonel İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi) yöntemini sunmuşlardır. Önerdikleri yöntem ile kovaryans matrisindeki ayırt edici bilgileri çıkararak yüzü daha az katsayı ile ifade etmeyi amaçlamışlardır. ORL veritabanı üzerinde yapılan karşılaştırmalarda PCA, 2DPCA ve V2DPCA yöntemleri ile sırasıyla %84,30, %92,60 ve %98,10 doğruluk oranları elde edilmiştir. Aynı veritabanı üzerinde tanıma zamanı 2DPCA yöntemi ile 1,64 saniye, sunulan yöntem ile ise 1,34 saniye olarak kaydedilmiştir. Yale veritabanı üzerinde ise PCA, ICA ve KPCA (Kernel Temel Bileşenler Analizi) yöntemleri ile karşılaştırmalara yer verilmiştir. En yüksek performansın %85,24 başarı oranı ile V2DPCA ile elde edildiği belirtilmiştir. Zhang ve Zhou (Zhang ve Zhou, 2005), 2DPCA'nın PCA'dan daha yüksek başarı sağlamasına rağmen görüntüyü yeniden oluşturmada daha çok katsayıya gereksinim duyması sebebiyle satır yönünde çalışan 2DPCA ile alternatif 2DPCA'yı bir araya getirerek 2D2DPCA (İki Yönlü İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi) yaklaşımını ortaya çıkarmışlardır. Sınıflandırmada KNN algoritmasını kullanılarak ORL veritabanında üzerinde yapılan karşılaştırmalara göre PCA, 2DPCA ve A2DPCA (Alternatif İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi) yöntemleri ile sırasıyla %88,00, %90,50 ve %90,50 başarımları elde edilmiştir. Önerilen 2D2DPCA yöntemi ile 2DPCA ve A2DPCA yöntemlerine göre daha az öznitelik sayısı ile aynı başarımları elde edilebilmiştir. Ayrıca çalışma zamanı olarak en iyi performansın 2D2DPCA ile elde edildiği görülmüştür. FERET veritabanında ise en iyi performans 2D2DPCA ile %85,00 başarı oranı ve 1,15 saniye çalışma zamanı olarak kaydedilmiştir. Safayani, Shalmani ve

Khademi (Safayani, Shalmani ve Khademi, 2008), 2DPCA'nın geliştirilmiş hali olan E2DPCA (Genişletilmiş İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi) yaklaşımını sunmuşlardır. 2DPCA kovaryans matrisinin PCA kovaryans matrisinin ana diyagonal elemanlarından oluşması ve bazı bilgileri gözden kaçırmaması sebebiyle önerdikleri yaklaşımda kovaryans matrisi, PCA kovaryans matrisinin ana diyagonalı yerine r yarıçapında diyagonalin çevresi ile kovaryans bilgisini içeren ortalamayı kapsayacak şekilde tanımlanmıştır. Yarıçap parametresinin 1 olarak alınması 2DPCA yöntemine, öz nitelik sayısı şeklinde alınması ise PCA yöntemine karşılık gelmektedir. ORL veritabanında yapılan deneylerde PCA, 2DPCA, A2DPCA, 2D2DPCA yöntemleri ile sunulan E2DPCA ile AE2DPCA (Alternatif Genişletilmiş İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi) yöntemleri karşılaştırılmıştır. Sonuçlara göre en yüksek başarı oranı E2DPCA ile %93,00 olarak kaydedilmiştir. Çalışma zamanı bakımından aynı başarı oranlarında yapılan karşılaştırmada E2DPCA yönteminin en kısa sürede çalışan yöntem olduğu görülmektedir. Nedevschi, Peter, Dobos ve Prodan (Nedevschi, Peter, Dobos ve Prodan, 2010), E2DPCA'nın iki yönde uygulanabilen versiyonunu geliştirmişlerdir. ORL, FERET, ESSEX veritabanları üzerinde benzetim çalışmaları yürütülmüştür. ORL veritabanı üzerinde PCA, 2DPCA, A2DPCA, 2D2DPCA, E2DPCA, AE2DPCA ve E2D2DPCA (Genişletilmiş İki Yönlü İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi) yöntemleri kullanılarak sırası ile %93,00, %95,00, %94,00, %94,50, %94,00 ve %95,00 başarı oranları elde edilmiştir. FERET ve ESSEX veritabanları üzerinde de benzer şekilde en iyi performans E2D2DPCA ile elde edilmiştir. Zuo, Wang ve Zhang (Zuo, Wang ve Zhang, 2005), öz nitelik çıkarımı amacıyla satır ve sütun yönünde indirgeme sağlayan 2DPCA'nın genelleştirilmiş bir hali olan BDPCA (Çift Yönlü Temel Bileşenler Analizi) yöntemine ve sınıflandırma amacıyla AMD (Birleştirilmiş Matris Uzaklığı) metriğine dayalı (BDPCA-AMD) bir yüz tanıma sistemi geliştirmişlerdir. 2DPCA, BDPCA izdüşüm matrislerinden biri olan sütun matrisinin birim matrise eşit olduğu özel durumu olarak tanımlanmıştır. ORL veritabanı üzerinde PCA, 2DPCA ve BDPCA yöntemleri karşılaştırılmıştır. Sırası ile NN (En Yakın Komşu) sınıflandırma algoritması ile %5,78, %4,28 ve %3,45 hata oranları elde edilmiştir. NFL (En Yakın Öz nitelik Doğrusu) ile ise %4,63, %3,30 ve % 2,70 hata oranları tespit edilmiştir. AMD metriği ise NN ve NFL sınıflandırıcıları için Frobenius ve Yang metrikleri ile karşılaştırılmıştır. En düşük hata oranı her iki sınıflandırıcı için AMD metriği ile elde edilmiştir. Li, Yang, Sang, Yang ve Zhai (Li, Yang, Song, Yang ve Zhai, 2011), iki yönlü PCA'nın PCA'ya göre daha etkili ve gerçek zamanlı uygulanabilir olması sebebiyle aynı şekilde LDA'dan hızlı çalışan iki yönlü LDA ile iki yönlü PCA'dan oluşan gerçek zamanlı

bir sistem geliřtirmişlerdir. Alt uzaya indirgenen öznitelikler ağırlıklandırılmış KNN ile sınıflandırılmıştır. Elde edilen sonuçlar BDPCA ile karşılaştırılmıştır.

Yang ve Ding (Yang ve Ding, 2002), yüzün simetri özniteliklerinden yararlanmak üzere çok sayıda tensör alt uzay oluşturmaya dayalı Bakışımli Temel Bileşenler Analizi (SPCA) yöntemini önermişlerdir. FERET ve OCRFace yüz veritabanları üzerinde yapılan deney çalışmaları yöntemin örnekler arasındaki istatistiksel varyasyonun yönünü belirlemede ve elde ettiğı doğruluk oranı bakımından üstünlüğünü ortaya koymaktadır. FERET veritabanında 1 adet, OCRFace veritabanında ise 2 adet olmak üzere 3 farklı deney yürütülmüştür. FERET üzerinde yürütölen deneyde PCA ile elde edilen hata oranı %1,19, SPCA ile %0,90 olarak tespit edilmiştir. OCRFace üzerinde yüröten ilk deneyde ise hata oranları PCA ile %9,14 iken SPCA ile %6,77 olmuştur. Takip eden deneyde ise SPCA ile başarı oranı %92,92'den %94,79'a çıkarılabilmıştır. Ding, Lu, Lin ve Tong (Ding, Lu, Lin ve Tong, 2007), 2DPCA yönteminin eksiklerini gidermek ve SPCA yönteminin etkinliğinden yararlanmak üzere S2DPCA yöntemini önermişlerdir. S2DPCA yöntemi ile CBCL ve ORL veritabanı üzerinde karşılaştırmalar yapılmıştır. CBCL veritabanında en yüksek başarı oranları SPCA ile %94,10, 2DPCA ile %95,00 ve S2DPCA ile ise %96,50 olmuştur. Öznitelik çıkarımı adımı için harcanan süreler karşılaştırıldığında önerilen yöntemin 5,23 saniye ile 2DPCA yöntemi ile harcanan 2,19 saniyenin çok daha gerisinde kaldığı görölmüştür. ORL yüz veritabanı üzerinde yapılan karşılaştırmalarda ise SPCA, 2DPCA ve S2DPCA yöntemleri kullanılarak sırasıyla %92,10, %94,50 ve %96,40 başarı oranları elde edildiğı görölmüştür. Çalışma zamanı bakımından incelendiğinde ise S2DPCA yönteminin 2DPCA yönteminden 0,60 saniye yavaş çalıştığı tespit edilmiştir.

Vasilescu ve Terzopoulos (Vasilescu ve Terzopoulos, 2002), yüz görüntülerinin görüntöleme, yapı ve aydınlatma gibi faktörlere karşı gürbüz olması amacıyla yüksek mertebeden tensörleri PCA yöntemine adapte etmişlerdir. Geliştirdikleri yöntem ile görselleştirilen özyüzleri TensorFaces olarak adlandırmışlardır. TensorFaces ile PCA'dan daha iyi bir performans elde edilmiştir. Weizmann yüz veritabanı üzerinde yapılan iki farklı deneyde PCA ile elde edilen başarı oranları %61,00 ve %27,00 iken TensorFaces yöntemi ile %80,00 ve %88,00 olarak tespit edilmiştir. Cai, He ve Han (Cai, He ve Han, 2005), görüntöleri ikinci mertebeden tensörler ile ele alıp TensorPCA (Tensör Temel Bileşenler Analizi) ve TensorLDA (Tensör Doğrusal Ayırım Analizi) yaklaşımlarını önermişlerdir. TensorPCA ile tensör alt uzayında maksimum varyansa sahip izdüşüm

yapılması amaçlanmıştır. TensorLDA ile ise en ayırt edici tensör alt uzayı gözetimli olarak bulunmaya çalışılmıştır. Yale, ORL ve PIE veritabanları üzerinde yapılan deney çalışmalarında önerilen yaklaşımların etkinliği ortaya koyulmuştur. Yale veritabanı üzerinde orjinal uzay, PCA, PCA+LDA, TensorPCA ve TensorLDA yöntemleri karşılaştırılmıştır. En düşük hata oranı TensorLDA ile %47,90 olarak kaydedilmiştir. ORL veritabanı üzerinde yapılan karşılaştırmalarda hata oranları sırasıyla %33,50, %33,50, %29,84, %30,78 ve %23,41 hesaplanmıştır. PIE veritabanında ise %38,15, %38,14, %15,44, %38,15 ve %13,32 hata oranları elde edilmiştir. Quanxue, Yiyang, Yamin ve Haijun (Quanxue, Yiyang, Yamin ve Haijun, 2010), az sayıda örnek sayısı problemine takılmayan, yüksek boyutlu görüntüleri tensör olarak ele alarak görüntü pikselleri arasındaki gömülü uzaysal bilgileri koruyan “directional PCA” olarak adlandırılan bir yöntem sunmuşlardır. AR ve UMIST veritabanları üzerinde gerçekleştirilen deneyler yaklaşımın PCA, 2DPCA ve TensorPCA’dan üstünlüğünü ortaya koymuştur. UMIST veritabanı üzerinde yapılan 3 farklı deneyde PCA, 2DPCA, TensorPCA ve sunulan yöntem karşılaştırılmıştır. Karşılaştırmalarda en yüksek başarımın son deneyde, sunulan yöntem ile ($h=16$ için) %84,00 olarak kaydedildiği görülmüştür. Aynı veri kümesi üzerinde PCA, 2DPCA ve TensorPCA ile elde edilen başarı oranları ise %65,00, %76,50 ve %79,50 olarak bulunmuştur. AR veritabanı üzerinde ise yürütülen iki deneyde en yüksek performansın sunulan yöntem ile ($h=3$ için) %98,61 başarı oranı ile sağlandığı görülmüştür. Karşılaştırılan diğer yöntemlerle aynı veri kümesi üzerinde elde edilen başarı oranları %68,89, %97,78 ve %97,78 olmuştur. Zuo, Wang, Zhang ve Zhang (Zuo, Wang, Zhang ve Zhang, 2007), iki adet LDA tabanlı yüz tanıma sistemi geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri ikinci sistemde PCA’nın bir genellemesi olan “directional PCA” alt uzayı üzerine LDA uygulamışlardır. Geliştirdikleri sistemleri ORL ve FERET üzerinde test ettiklerinde sırasıyla maksimum %97,00 ve %87,00 başarı elde etmişlerdir. Zhang, Zhou ve Chen (Zhang ve Zhou, 2006), standard PCA’da olduğu gibi tüm görüntünün bir vektöre dönüştürülmesi yerine diyagonal yüz görüntülerinden optimum iz düşüm vektörleri oluşturmaya dayalı yeni bir yaklaşım olan DiaPCA (Diyagonal Temel Bileşenler Analizi) yöntemini geliştirmişlerdir. FERET veritabanı üzerinde yürütülen deney sonuçlarına göre PCA ile %85,50, 2DPCA ile %85,50, DiaPCA ile %90,50 başarı sağlanmıştır. En iyi sonuca ise DiaPCA yöntemi 2DPCA ile birlikte uygulandığında ulaşılmıştır. Elde edilen başarı oranı %91,50 olarak kaydedilmiştir. Çalışma zamanı açısından da benzer şekilde en iyi performans 0,73 saniye ile DiaPCA+2DPCA yöntemleri ile elde edilmiştir. Kumar, Das ve Kamakoti (Kumar, Das ve Kamakoti, 2004), WMPCA (Ağırlıklandırılmış Modüler

Temel Bileşenler Analizi) yöntemini yüz tanıma için önermişlerdir. Yüzü baş, gözler, burun ve ağız gibi yatay alt bölgelere ayırarak her bir bölgeyi ayrı ayrı PCA ile analiz etmişlerdir. Ağırlıklandırılmış hatalar toplamına göre sınırlandırma işlemi gerçekleştirilmiştir.

PCA ve LDA yöntemleri basit ve etkili yöntemler olmalarına rağmen Öklid yapılı yöntemler olduklarından yüz görüntülerinin görüntü uzayı üzerinde doğrusal olmayan bir alt manifolda karşılık gelmesi durumunda başarısız sonuçlar vermektedirler. Bu nedenle doğrusal olmayan yöntemler gündeme gelmiştir. Bu amaçla klasik PCA yaklaşımını doğrusal olmayan veriler üzerinden de kullanabilmek üzere PCA yönteminin kernel fonksiyonu dâhil edilmiş hali olan KPCA (Scholkopf, Smola ve Muller, 1998) sunulmuştur. Yang, Ahuja ve Kriegman (Yang, Ahuja ve Kriegman, 2000), KPCA yöntemini yüz tanıma problemine uygulamışlardır. Yale ve AT&T yüz veri tabanları üzerinde yapılan analizler yöntemin PCA'dan üstünlüğünü ortaya koymaktadır. Yale veritabanı üzerinde birini dışarıda bırak çapraz geçerleme (Leave-one-out) ile oluşturulan veri kümeleri analiz edilmiştir. PCA yöntemi ile elde edilen hata oranı %28,49 iken KPCA ile en düşük ($d=3$ için) %24,24 olmuştur. AT&T veritabanı üzerinde ise %2,75 olan hata oranı ($d=3$ için) %2,00 oranına indirilebilmiştir. Nhat ve Lee (Nhat ve Lee, 2007), K2DPCA olarak adlandırılan 2DPCA yaklaşımının doğrusal olmayan öznelilikler üzerinde çalışabilen “kernel” versiyonunu geliştirmişlerdir. Yale ve ORL üzerinde yürütülen deney sonuçları yöntemin etkinliğini ortaya koymuştur. Yale yüz veritabanı üzerinde PCA, KPCA, 2DPCA ve K2DPCA yöntemleri karşılaştırılmıştır. Elde edilen en yüksek başarı oranları %87,75, %88,19, %88,89 ve %89,95 olarak kaydedilmiştir. ORL veritabanı üzerinde ise aynı karşılaştırma tabanında %89,50, %89,52, %89,00 ve %91,13 oranlarında başarımlar elde edilmiştir. Tenenbaum, Silva ve Langford (Tenenbaum, Silva ve Langford, 2000), doğrusal olmayan verilerde boyut indirgemek üzere global geometrik özelliklerin kullanılmasına dayanan ISOMAP (İzometrik Haritalama) yöntemi sunmuşlardır. Önerdikleri yöntem temel olarak MDS (Çok Boyutlu Ölçekleme) (Cox ve Cox, 2001) yönteminin geliştirmiş bir şeklidir. Saul ve Roweis (Saul ve Roweis, 2000), yerel özelliklerin korunmasına dayalı olarak LLE (Yerel Doğrusal Yerleştirme) yöntemini geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri yöntem ISOMAP yöntemine benzer şekilde çalışarak çizge gösterimi oluşturmakta ve tanımlanan maliyet fonksiyonunu minimum yapacak şekilde dönüşümü mümkün kılmaktadır. Belkin ve Niyogi tarafından (Belkin ve Niyogi, 2002) yapılan çalışmada LE (Laplacian Öz Haritalama) olarak adlandırılan yerel özellikleri

korumak üzere grafik tabanlı doğrusal olmayan bir boyut indirgeme yaklaşımı sunulmuştur.

Yapay zeka yöntemleri

Bu kategori altındaki yöntemler de yapay sinir ağları, genetik algoritma, destek vektör makineleri, saklı markov modelleri gibi kendi içinde gruplandırılabilirler. Lawrence, Giles, Tsoi ve Back (Lawrence, Giles, Chung ve Back, 1997), yüz tanıma için hibrit yapay sinir ağları uygulaması gerçekleştirmişlerdir. SOM (Özdüzenleyici Haritalar) yöntemini boyut indirgeme ve örnek görüntülerde küçük değişiklikler meydana getirmek amacıyla kullanmışlardır. Evrimsel yapay sinir ağları ise dönme, öteleme ve ölçekleme amacıyla kullanılmıştır. ORL veritabanından elde edilen veri kümesi üzerinde PCA ile %89,50 başarı elde edilirken geliştirilen bu hibrit yapı ile %96,20 başarı elde edilmiştir. Eleyan ve Demirel (Eleyan ve Demirel, 2005), PCA ile elde ettikleri öznitelik vektörlerini sınıflandırmak üzere ileri beslemeli yapay sinir ağlarını kullanmışlardır. PCA ve KNN ile elde edilen başarıdan daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Li ve Yin (Li ve Yin, 2005), dalgacık dönüşümü ile ilk olarak yüzü 3 seviyede ayırtmışlardır. Fisherface, üç düşük frekanslı alt yüze uygulanmıştır. Ardından RBF (Radyal Tabanlı Fonksiyon) yapay sinir ağları ile sınıflandırma gerçekleştirilmiştir. Reddy, Babu ve Kishore (Reddy, Babu ve Kishore, 2010), ön işleme yapılan görüntülerden göz, burun ve ağız yamalarını belirleyerek görüntülerden ayırmışlardır. Tüm yüzün ve çıkarılan özniteliklerin çözünürlüklerini değiştirdikten sonra her bir görüntü yamalarını N boyutlu tek bir yüz öznitelik vektörüne dönüştürmüşlerdir. Yüz öznitelik vektörlerini PCA alt uzayına geçirerek ağırlık vektörünü bulmuşlardır. Her bir görüntüden elde edilen ağırlık vektörü yapay sinir ağlarına girdi olarak verilerek ağ eğitilmiştir. Geriye yayılım ya da RBF ile yüz görüntüleri sınıflandırılmıştır. Önerilen yaklaşım ile %99,40 başarı elde etmişlerdir. Melin, Felix ve Castillo (Melin, Felix ve Castillo, 2005), yüzü ağız, burun ve gözler olarak 3 bölgeye ayırarak her bölgeye yapay sinir ağları modülü atamışlardır. 3 modülden elde edilen sonuçlar ise “fuzzy sugeno integral” ile bir araya getirilmiştir. Al-arashi, İbrahim ve Suandi (Al-Arashi, İbrahim ve Suandi, 2014), PCA’nın ayırt edici özelliğini kullanarak sınıflandırma performansını arttırmak üzere GA (Genetik Algoritma) ile PCA’yı bir arada kullanmışlardır. PCA alt uzayına indirgenen özniteliklerden en iyi dağılıma sahip verileri bulmak üzere GA kullanılmıştır. Standard PCA’dan daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Li, Wang ve Qi (Li, Wang ve Qi, 2004), daha önce yüz tanıma için kullanılmasına rağmen

SVM (Destek Vektör Makineleri) model seçim algoritmalarına değinilmesi üzerine çapraz geçerleme algoritması, yarıçap, ya da marjin sınırı ile gradyan iniş algoritmaları ve hibrit algoritmasını irdilemiştir. ORL veritabanı üzerinde her bir algoritma tabanında performans karşılaştırmaları yapılmıştır. Déniz, Castrillón ve Hernández (Déniz, Castrillón ve Hernández, 2003), ICA ile SVM'den oluşan bir yüz tanıma sistemi geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri sistemi PCA ve SVM kombinasyonunda oluşan sistem ile karşılaştırmışlardır. ICA ve SVM ile daha iyi sonuçlar elde etmelerine rağmen pratikte PCA'nın daha kullanılabilir olduğunu belirtmişlerdir. Zhou, Wang, Zhang ve Wei (Zhou, Wang, Zhang ve Wei, 2013), yüz tanıma problemi için PCA, LDA ve SVM'yi bir arada kullanmışlardır. Öznitelik çıkarımı için sınıf içi kovaryans matrisi oluşturularak özvektörler elde edilmiştir. Oluşturulan görüntü orjinal görüntüden çıkarılarak kalan görüntüler elde edilmiştir. Kalan görüntülere LDA uygulanarak katsayı matrisi oluşturulmuştur. SVM ile sistem eğitilerek sınıflandırma gerçekleştirilmiştir. ORL veri tabanı üzerinde %97,74 başarı elde edilmiştir. Saklı markov modelleri de yüz tanıma için kullanılan bir yöntem olmuştur. Samaria ve Harter (Samaria ve Harter, 1994), tek boyutlu saklı markov modelleri ile ORL veritabanı üzerinde elde edilen en iyi sonuç olan %87,00 başarıyı sağlamışlardır. Ardından Samaria (Samaria, 1994) doktora tezi çalışmasında tek boyutlu saklı markov modelini sözde iki boyutlu markov modeline dönüştürerek veri kümesinin yarısını eğitim kalan yarısını test için kullandığı durumda %95,00 başarı elde etmiştir. Nefian ve Hayes III (Nefian ve Hayes III, 1999), aynı eğitim ve test verisi üzerinde gömülü saklı markov modelini kullanarak daha hızlı ve daha başarılı (%98,00) bir sistem geliştirmişlerdir.

3. PCA TABANLI YÜZ TANIMA TEKNİKLERİ

Bu bölümde literatürde sıklıkla kullanılan PCA yönteminden türeyen yüz tanıma yöntemleri incelenmektedir.

3.1. PCA

PCA veya Karhunen-Loeve Dönüşümü (Kirby ve Sirovich, 1990) olarak adlandırılan yaklaşım örüntü tanıma alanında öznitelik çıkarımı ve boyut indirgeme amacıyla kullanılan en yaygın metotlardan biridir. PCA eski bir yöntem olmasına rağmen çok daha karmaşık yöntemlere temel oluşturmuş bir istatistiksel doğrusal analiz yöntemidir.

PCA yaklaşımında, girdi vektörünün varyans yapısını maksimum yapan veri yönündeki vektörler bulunmaya çalışılır. Verilerin veri kümesinin doğrusal bir alt uzayında ya da bu uzaya oldukça yakın olduğu durumlarda genellikle kullanılır. Doğrusal bir yöntem olmasından dolayı doğrusal olmayan bir alt uzay oluşturacak şekilde dağılıma sahip olan verilerde bu yöntem başarılı olamayacaktır.

PCA doğrusal analiz yöntemi üç ana amaç içermektedir (Maaten, Postma ve Herik, 2008):

- Verinin boyutlarını daha takip edilebilir limitlere indirmek
- Veri sınıfına özel belirgin öznitelikleri yakalamak
- Artık verileri elemek

PCA yaklaşımının çalışma şekli Çizelge 3.1’de verilmiştir. PCA yaklaşımında elde edilecek ana vektörler X eğitim görüntülerinin alt uzay üzerindeki bir kümesinden oluşmaktadır. X , Eş. 3.1’de olduğu gibi M örnek $m \times n$ özellik içeren bir eğitim kümesi olarak ifade edilmektedir.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1(m \times n)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{M1} & \cdots & x_{M(m \times n)} \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

$$x_k = [x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{k(m \times n)}], x_k \in X, k = 1, 2, \dots, M \quad (3.2)$$

İlk adım olarak X içerisindeki ortalama görüntü hesaplanmakta, bulunan ortalama görüntü eğitim görüntülerinden çıkarılarak ortalaması sıfır olan görüntü elde edilmektedir.

Çizelge 3.1. PCA algoritması

1. Başla
2. Girdi vektörü ile indirgenecek boyutu al: X, d
3. Ortalama vektörü bul
4. Girdi vektöründen ortalama vektörü çıkararak ortalaması çıkarılmış görüntüyü hesapla
5. Kovaryans matrisini, Σ , bul
6. Kovaryans matrisinden özvektörler ile özdeğerleri bul
7. Özdeğerleri ve özvektörleri büyükten küçüğe sırala
8. İlk d özdeğere karşılık gelecek özvektörleri bul
9. Özvektörler ile girdi vektörünün iç çarpımından öznitelik matrisini oluştur
10. Bitir

$$\bar{X} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M x_k \quad (3.3)$$

Girdi vektörünün varyans yapısını maksimum yapan veri yönündeki vektörler bulunacağı için girdi vektörü yani eğitim örneklerinin varyansı hesaplanır. Varyans hesaplama Eş. 3.5'e karşılık gelmektedir. Eşitlik ortalaması çıkarılan görüntünün kovaryansının hesaplanması ile elde edilmektedir.

$$S^{1D} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (x_k - \bar{X})^T (x_k - \bar{X}) = \begin{bmatrix} S_{1,1}^{2D} & \dots & S_{1,n}^{2D} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{n,1}^{2D} & \dots & S_{n,n}^{2D} \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

$$S_k = [S_{k,1}, S_{k,2}, \dots, S_{k,n}] \quad (3.5)$$

Temel bileşenleri bulmak üzere Eş. 3.5 ile en büyük d özdeğerine karşılık gelen özvektörler kullanılabileceği gibi tez çalışmasında temel bileşenleri daha iyi anlatabilmek üzere verilen aşağıdaki denklemler bütünü ile E beklenen değeri ile varyans tanımından yararlanılarak özvektörler elde edilebilmektedir. PCA yönteminde amaç dönüşüm matrisi V olmak üzere, dönüşüm ile en büyük dağılımı elde edebilmektedir.

$$\max \text{var}(XV) = \max E(XV)^2 - (E(XV))^2 \quad (3.6)$$

$$= \max E(XV)^2 \quad (3.7)$$

$$= \max \sum_k (x_k^T v)^2 \quad (3.8)$$

$$= \max \sum_k (v^T x_k)(x_k^T v) \quad (3.9)$$

$$= \max v^T \left(\sum_k x_k x_k^T \right) v \quad (3.10)$$

$$= \max v^T x_k^T x_k v \quad (3.11)$$

$$= \max v^T \Sigma v \quad (3.12)$$

İlk temel bileşeni (w_1) bulabilmek için $w_1 w_1^T = 1$ yani $\|w_1\| = 1$ sınırlaması ile varyans maksimum hale getirilmeye çalışılır.

3.1.1. Tanım. $z = f(x, y)$ fonksiyonunun $g(x, y) = 0$ kısıtlaması altında maksimum veya minimum değerini bulabilmek için ifade edilmiş bir kısıtlamalı maksimizasyon veya minimizasyon probleminin çözümü $F(x, y, \lambda) = f(x, y) + \lambda g(x, y)$ ile tanımlanır. Tanımlanan F fonksiyonuna ilgili problemin *Lagrange fonksiyonu* ve fonksiyonu tanımlayan ifadedeki λ sembolüne *Lagrange çarpanı* adı verilir.

Tanım 3.1.1’de tanımlanan Lagrange çarpanı kullanılarak Eş. 3.13 elde edilir.

$$\max (w_1^T \Sigma w_1 - \lambda(w_1 w_1^T - 1)) \quad (3.13)$$

w_1 ’e göre türev alınıp Eş. 3.13 sıfıra eşitlenir.

$$\frac{\partial (w_1^T \Sigma w_1 - \lambda(w_1 w_1^T - 1))}{\partial w_1} = 0 \quad (3.14)$$

$$2 \Sigma w_1 - 2 w_1 \lambda = 0 \quad (3.15)$$

$$\Sigma w_1 = \lambda w_1 \quad (3.16)$$

3.1.2. Tanım. Bir matris $Ax = \lambda x$ eşitliliğini sağlıyorsa x 'e A 'nın özvektörü denir.

Tanım 3.1.2'ye göre w_1 'e Σ 'nın özvektörü adı verilir.

$$\max var(XV) = \max v^T \Sigma v \quad (3.17)$$

$$= \max w_1^T \Sigma w_1 \quad (3.18)$$

$$= \max w_1^T \lambda w_1 \quad (3.19)$$

$$= \max \lambda w_1^T w_1 \quad (3.20)$$

$$= \max \lambda \quad (3.21)$$

Eş. 3.21'de görüldüğü gibi ilk temel bileşen olan w_1 en büyük özdeğere sahip özvektördür.

Benzer şekilde, ikinci temel bileşen tüm temel bileşenler birbirine dik olacağından $w_1^T w_2 = 0$ sınırlandırmasıyla varyansı maksimum yapan ikinci özdeğer ile bulunur. Lagrange çarpanı kullanılarak Eş. 3.22 elde edilir.

$$\max_{w_2} var(XV) = \max_{w_2} v^T \Sigma v \quad (3.22)$$

$$= \max_{w_2} w_2^T \Sigma w_2 \quad (3.23)$$

$$= \max_{w_2} (w_2^T \Sigma w_2 - \lambda_2 (w_2 w_2^T - 1) - \beta (w_2 w_1^T - 0)) \quad (3.24)$$

w_2 'e göre türev alınıp Eş. 3.24 sıfıra eşitlenir.

$$\frac{\partial(w_2^T \Sigma w_2 - \lambda_2(w_2 w_2^T - 1) - \beta(w_2 w_1^T - 0))}{\partial w_2} = 0 \quad (3.25)$$

$$2 \Sigma w_2 - 2 w_2 \lambda_2 - \beta w_1 = 0 \quad (3.26)$$

Eş. 3.26'nın her iki tarafı w_1^T ile çarpılır.

$$2 w_1^T \Sigma w_2 - 2 w_1^T w_2 \lambda_2 - \beta w_1^T w_1 = 0 \quad (3.27)$$

$$2 w_1^T \Sigma w_2 - \beta = 0 \quad (3.28)$$

$$2 w_1^T \Sigma w_2 = 2 w_2^T \Sigma w_1 \quad (3.29)$$

Eş. 3.16'da elde edilen $\Sigma w_1 = \lambda_1 w_1$ eşitliliği kullanılarak

$$2 w_2^T \Sigma w_1 = 2 w_2^T \lambda_1 w_1 \quad (3.30)$$

$$2 \lambda_1 w_2^T w_1 = \beta \quad (3.31)$$

$$\beta = 0 \quad (3.32)$$

$$2 \Sigma w_2 - 2 w_2 \lambda_2 = 0 \quad (3.33)$$

$$\Sigma w_2 = \lambda_2 w_2 \quad (3.34)$$

Eş. 3.34 elde edilir.

Tanım 3.1.2'ye göre w_2 'e Σ 'nın özvektörü denir. w_2 ikinci temel vektörü ifade etmektedir. Bu şekilde Σ kovaryans matrisinin k temel vektörü bulunur. Özetle, k boyutlu PCA çözümü olan yeni uzay $Y = XV$ dir. V sütunları en yüksek k özdeğere ($\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_k$) karşılık gelen $d \times k$ boyutlarında özvektör olarak da adlandırılan bir izdüşümü matrisidir.

3.2. 2DPCA

2DPCA (Yang ve diğerleri, 2004), PCA yönteminin bir dezavantajını gidermek üzere ortaya çıkarılmıştır. Amaç, görüntülerin 1D görüntülere dönüştürülmesine engel olarak vektörlerinin ortaya çıkardığı çok boyutluluk sorununu gidermektir. 2DPCA yöntemi ile elde edilen kovaryans matrisinin boyutu PCA kovaryans matrisi boyutundan çok daha düşük olacaktır. Özetle 2DPCA yöntemi ile

- Kovaryans matrisi daha doğru değerlendirilebilmektedir.
- Özvektörleri hesaplamak için daha az zaman gerekli olmaktadır.

2DPCA yönteminin çalışma şekli şu şekildedir:

X , $m \times n$ boyutlu bir görüntü matrisidir. 2DPCA algoritması, X görüntüsünün bir izdüşüm matrisi ile $m \times d$ boyutlu bir Y matrisine dönüştürmektedir. İzdüşüm matrisine karar verebilmek için izdüşümü yapılacak örneklerin dağılımına, S_x , bakılır.

$$S_x = x^T E([X - E(X)]^T [X - E(X)]) x = x^T S^{2D} x \quad (3.35)$$

Eş. 3.35'de S^{2D} görüntü kovaryans matrisini ifade etmektedir. M adet $X_k, k = 1, 2, \dots, M$, eğitim görüntüsünün olduğu varsayılırsa ortalama görüntü $\bar{X} = \frac{1}{M} \sum_k X_k$ ile ifade edilmektedir. Görüntü kovaryans matrisi ise

$$S^{2D} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (X_k - \bar{X})^T (X_k - \bar{X}) \quad (3.36)$$

olarak ifade edilmektedir. PCA yönteminde olduğu gibi kovaryans matrisinden d adet en büyük özdeğere karşılık gelen özvektörler, $V_1, V_2, \dots, V_k$, seçilmektedir. İzdüşümü yapılan görüntüler

$$Y = XV \quad (3.37)$$

eşitliği ile elde edilmektedir.

3.3. A2DPCA

A2DPCA (Zhang ve Zhou, 2005), 2DPCA yönteminin sütun yönünde izdüşümü mümkün kılmasından yola çıkılarak PCA yönteminin 2DPCA yönteminde olduğu gibi iki boyutlu olarak alınan verilerde satır yönünde izdüşüm yapmasını sağlamak üzere geliştirilmiştir. Daha sonra ise 2D2DPCA yani iki yönde izdüşüm yapan 2DPCA yönteminin ortaya çıkarılmasını sağlamıştır.

X , $m \times n$ boyutlu bir görüntü matrisidir. $k = 1, 2, \dots, M$ olmak üzere $X_k = [(X_k^1)^T (X_k^2)^T \dots (X_k^m)^T]$ ve $\bar{X} = [(\bar{X}^1)^T (\bar{X}^2)^T \dots (\bar{X}^m)^T]$ eşitliklerinde X_k^i , i . satıra ait X_k vektörlerini, $\bar{X}^i$ i . satıra ait $\bar{X}$ vektörünü ifade etmektedir. Ayrıca, Eş. 3.36, Eş. 3.38 ile ifade edilebilmektedir.

$$S^{2D} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^m (X_k^i - \bar{X}^i)^T (X_k^i - \bar{X}^i) \quad (3.38)$$

Eş. 3.38 satır vektörlerinin dış çarpımından oluştuğu için orjinal 2DPCA satır yönünde çalışmaktadır.

Kovaryans matrisini sütun vektörlerinin dış çarpımından oluşturarak sütun yönünde izdüşüm yapmak teorik olarak mümkün görülmektedir. Bu amaçla $k = 1, 2, \dots, M$ için X_k^j j . sütuna ait X_k vektörü, $\bar{X}^j$ j . sütuna ait $\bar{X}$ vektörü olmak üzere $X_k = [(X_k^1) (X_k^2) \dots (X_k^m)]$ ve $\bar{X} = [(\bar{X}^1) (\bar{X}^2) \dots (\bar{X}^m)]$ şeklinde tanımlanabilmektedir. Kovaryans matrisi ise Eş. 3.39 ile ifade edilmektedir.

$$S^{2D} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^n (X_k^j - \bar{X}^j)(X_k^j - \bar{X}^j)^T \quad (3.39)$$

W , $m \times e$ boyutlu ortonormal sütun matrisi olmak üzere, Optimum izdüşüm matrisi kovaryans matrisinden en büyük e özdeğere karşılık gelen $W_1, W_2, \dots, W_e$ özvektörlerin bulunmasıyla elde edilir. X görüntü matrisinden W izdüşüm matrisi ile $e \times n$ boyutlu

$Y = W^T X$ matrisi elde edilir. Böylece A2DPCA ile sütun yönünde dönüşüm gerçekleştirilmiş olur.

3.4. DiaPCA

DiaPCA (Zhang ve Zhou, 2006), 2DPCA'nın satır yönünde çalışan bir algoritma olması sebebiyle sadece görüntü matrisi satırları arasındaki bilgileri yansıtması sorununa çözüm bulmak üzere orjinal görüntünün ilgili diyagonal yüz görüntüsüne dönüştürülmesine dayanmaktadır. Böylece, dönüşümü gerçekleştirilen diyagonal yüz görüntüleri satır ve sütunlardaki bilgileri bir araya getirmiş olacaktır.

$X_k, k = 1, 2, \dots, M$ olmak üzere her biri $m \times n$ boyutlarında M adet yüz görüntüsünü ifade etmektedir. Her bir X_k yüz görüntüsü için diyagonal yüz görüntüsünü bulmak üzere m ve n değerlerine bakılarak

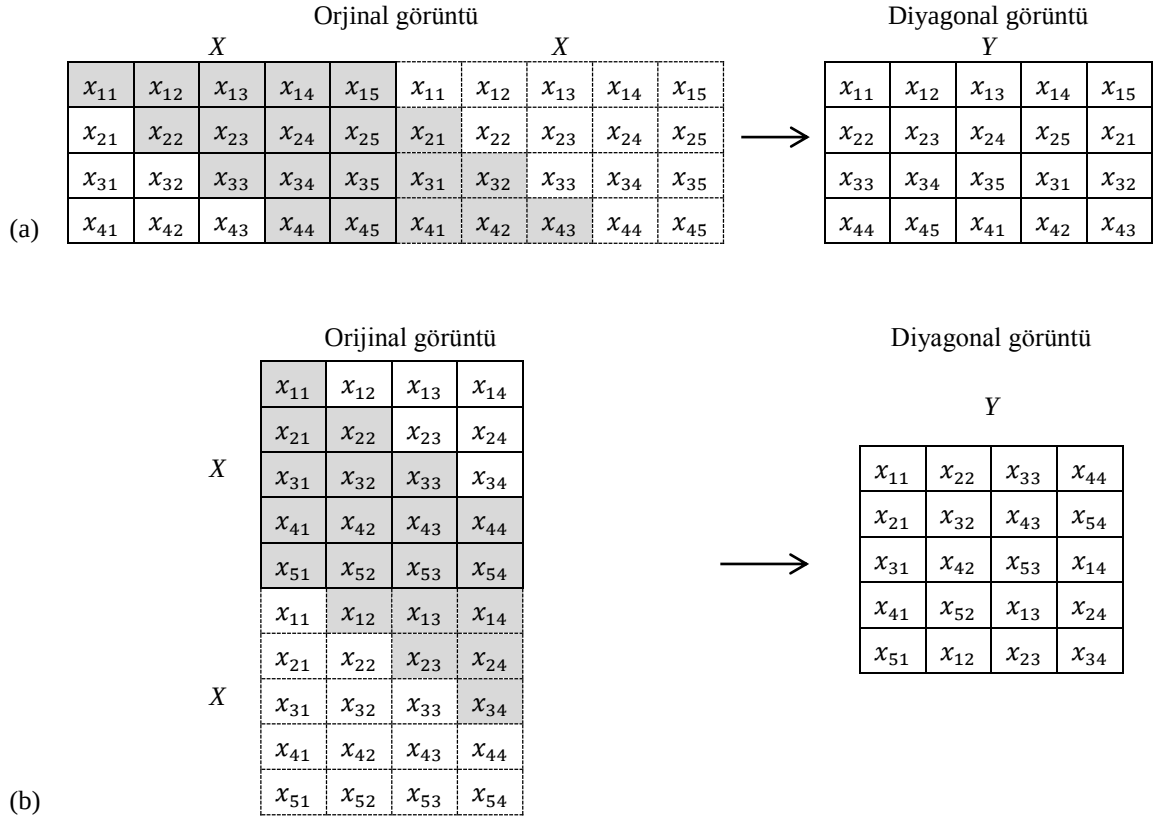
- $m \leq n$ olduğu durumda, diyagonal görüntü Şekil 3.1 (a)'da görüldüğü gibi oluşturulmaktadır.
- $m > n$ olduğu durumda, diyagonal görüntü Şekil 3.1 (b)'de görüldüğü gibi oluşturulmaktadır.

Oluşturulan diyagonal görüntü matrisi, Y_k , giriş görüntüsü olarak alınarak. Kovaryans matrisi Eş. 3.40'da görüldüğü gibi hesaplanır.

$$S^{Dia} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (Y_k^{Dia} - \bar{Y}^{Dia})^T (Y_k^{Dia} - \bar{Y}^{Dia}) \quad (3.40)$$

Eş. 3.40'da $\bar{Y}^{Dia} = \frac{1}{M} \sum_k Y_k^{Dia}$ ortalama diyagonal yüz görüntüsünü ifade etmektedir. S^{Dia} kovaryans matrisinin özdeğer ve özvektörleri bulunur. En büyük d özdeğere karşılık gelen özvektörler ile V izdüşüm matrisi oluşturulur. Yeni uzay üzerindeki görüntüler Eş. 3.41 ile elde edilir.

$$Z_k = X_k V \quad (3.41)$$



Şekil 3.1. (a-b) Diyagonal yüz görüntülerin oluşturulması

3.5. BDPCA

BDPCA (Zuo ve diğerleri, 2005), satır ve sütun yönünde izdüşümü gerçekleştirmek üzere sunulan PCA tabanlı bir yaklaşımdır.

BDPCA yaklaşımında öznitelik matrisi PCA yönteminden farklı olarak doğrudan X görüntü matrisinden Eş. 3.42 ile elde edilebilmektedir. Eşitlikte W_{col} sütun izdüşüm matrisini, W_{row} satır izdüşüm matrisini ifade etmektedir.

$$Y = W_{col}^T X W_{row} \quad (3.42)$$

Satır ve sütun izdüşüm matrislerine bulmak üzere ilk olarak her biri $m \times n$ boyutlarında M adet yüz görüntüsünden oluşan X_k ($k = 1, 2, \dots, M$) eğitim görüntüsünden satır ve sütun toplam dağılım matrisleri tanımlanır.

Eş (3.43) ile S_t^{row} satır toplam dağılım matrisi bulunmaktadır. Eşitlikte $\bar{X}$ ortalama görüntüyü ifade etmektedir.

$$S_t^{row} = \frac{1}{Mm} \sum_{k=1}^M (X_k - \bar{X})^T (X_k - \bar{X}) \quad (3.43)$$

Satır toplam dağılım matrisinin en büyük k_{row} özdeğerine karşılık gelen özvektörler kullanılarak W_{row} satır izdüşüm matrisi elde edilir.

Benzer şekilde, Eş (3.44) ile S_t^{col} sütun toplam dağılım matrisi elde edilmektedir.

$$S_t^{col} = \frac{1}{Mn} \sum_{k=1}^M (X_k - \bar{X}) (X_k - \bar{X})^T \quad (3.44)$$

W_{col} sütun izdüşüm matrisi, sütun toplam dağılım matrisinin en büyük k_{col} özdeğerine karşılık gelen özvektörler kullanılarak hesaplanmaktadır.

Eş (3.42)'de ifade edilen dönüşüm matrisinde sütun izdüşüm matrisinin, W_{col} , $m \times m$ boyutlu birim matrise eşit olma durumu 2DPCA yaklaşımının kendisine karşılık gelmektedir. Bu sebeple, 2DPCA için BDPCA'nın özel bir durumu denebilmektedir.

3.6. E2DPCA

2DPCA ve alternatif 2DPCA ile iki boyutlu görüntülerde temel bileşen analizi satır ve sütun yönünde gerçekleştirilmektedir. Sütun yönünde öznitelik çıkarımı yapılacağı varsayıldığında M adet görüntüden oluşan X eğitim kümesinde $k = 1, 2, \dots, M$ için X_k , $m \times n$ boyutlarında bir görüntü matrisini, $\bar{X} = \frac{1}{M} \sum_k X_k$ ise ortalama matrisini ifade etmektedir. X_k 'nin Eş. 3.45'te yer alan gösteriminde X_k^j , X_k 'nin j . sütun vektörünü ifade etmektedir.

$$X_k = [X_k^1, X_k^2, \dots, X_k^n] \quad (3.45)$$

$\bar{X}$ 'nin Eş. 3.46'da yer alan gösteriminde ise benzer şekilde $\bar{X}^j$, j . sütuna ait $\bar{X}$ vektörüne karşılık gelmektedir.

$$\bar{X} = [\bar{X}^1, \bar{X}^2, \dots, \bar{X}^n] \quad (3.46)$$

Dağılım matrisi Eş. 3.39'da verildiği gibidir. Bu eşitliği Eş. 3.47 ile ifade etmek mümkündür.

$$S^{2D} = S_{1,1}^{2D} + S_{2,2}^{2D} + \dots + S_{n,n}^{2D} \quad (3.47)$$

$$S_{i,j}^{2D} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (X_k^i - \bar{X}^i) (X_k^j - \bar{X}^j)^T ; i, j = 1, 2, \dots, n \quad (3.48)$$

Eş. 3.4'te PCA kovaryans matrisinin iki boyutlu dağılım matrisleri cinsinden değeri gösterilmektedir. Eş. 3.4'te verilen kovaryans matrisinin diyagonal elemanlarının 2DPCA'nın Eş. 3.44'te tanımlanan kovaryans matrisini oluşturduğu görülmektedir. Eş. 3.4'te tanımlanan kovaryans matrisi elemanları için bir r parametresi tanımlanmıştır. 2DPCA yaklaşımında kovaryans matrisinin PCA kovaryans matrisinin ana diyagonaline denk olması ile PCA kovaryans matrisinde ana diyagonal üzerinde r parametresine bağlı olarak kovaryans matrislerinin oluşturulmasını mümkün kılmaktadır. ($r = 1$) durumu 2DPCA'ya, $r = n$ durumu ise PCA'ya karşılık gelmektedir. ($r = 2$) alındığı durumda elde edilecek kovaryans matrisi Eş. 3.49'da gösterilmektedir.

$$S^{E2D} = \sum_{i=1}^{n/2} \begin{bmatrix} S_{2i-1,2i-1}^{2D} & S_{2i-1,2i}^{2D} \\ S_{2i,2i-1}^{2D} & S_{2i,2i}^{2D} \end{bmatrix} \quad (3.49)$$

(a)

x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	x_{16}
x_{21}	x_{22}	x_{23}	x_{24}	x_{25}	x_{26}
x_{31}	x_{32}	x_{33}	x_{34}	x_{35}	x_{36}

x_{11}	x_{13}	x_{15}
x_{21}	x_{23}	x_{25}
x_{31}	x_{33}	x_{35}
x_{12}	x_{14}	x_{16}
x_{22}	x_{24}	x_{26}
x_{32}	x_{34}	x_{36}

(b)

x_{11}	x_{12}	x_{13}
x_{21}	x_{22}	x_{23}
x_{31}	x_{33}	x_{35}
x_{41}	x_{42}	x_{43}
x_{51}	x_{52}	x_{53}
x_{61}	x_{62}	x_{63}

x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{21}	x_{22}	x_{23}
x_{31}	x_{32}	x_{33}	x_{41}	x_{42}	x_{43}
x_{51}	x_{52}	x_{53}	x_{61}	x_{62}	x_{63}

Şekil 3.2. (a) Sütun tabanlı E2DPCA (b) Satır tabanlı E2DPCA için görüntüyü yeniden boyutlandırma

E2DPCA yönteminde (Safayani ve diğerleri, 2008) PCA tabanlı diğer yöntemlerde olduğu gibi kovaryans matrisinden d adet özvektör elde edilir. Elde edilen özvektörler $(2 * m) \times d$ boyutundadır.

Öznitelik çıkarımı yapılacak görüntünün iz dönüşüm matrisi ile iç çarpımının yapılabilmesi için Şekil 3.2’de gösterilen yeni boyutlandırma işlemi yapılmalıdır.

$$Y_k = X_k^T V \quad (3.50)$$

Eş. 3.50 ile $(2 * m) \times (n/2)$ olarak yeniden boyutlandırılan X_k görüntüleri $(n/2) \times d$ boyutlu Y_k görüntülerine dönüştürülür.

3.7. 2D2DPCA

2D2DPCA (Zhang ve Zhou, 2005), 2DPCA’nın görüntüyü iki boyutlu olarak ele almasına rağmen sadece satır yönünde öznitelik çıkarımı yapması sebebiyle satır yönünde çalışan 2DPCA ile sütun yönünde çalışan A2DPCA yöntemlerinin Eş. 3.51’de bir araya getirilerek iki yönde öznitelik çıkarımı mümkün kılınmaktadır. Bu sebeple iki yönde iki boyutlu temel bileşen analizi olarak adlandırılmıştır.

$$Z = W^T X V \quad (3.51)$$

Eş. 3.51’de öznitelik matrisi olarak ifade edilen Z matrisi, orjinal X görüntüsünü yeniden oluşturmak üzere kullanılmaktadır. $k = 1, 2, \dots, M$ olmak üzere her bir X_k görüntüsü V ve W izdüşüm matrisleri ile yeni uzaya geçirilerek Z_k öznitelik matrisleri elde edilir.

3.8. V2DPCA

V2DPCA (Zeng ve diğerleri, 2011), E2DPCA yönteminde olduğu gibi 2DPCA kovaryans matrisinin PCA kovaryans matrisinin diyagonal elemanlarına karşılık gelmesi sebebiyle elimine ettiği bilgileri göz önüne alarak 2DPCA yönteminin bir varyasyonu niteliğinde oluşturulmuştur. r parametresi belirlenerek PCA kovaryans matrisinden daha az eleman içeren ama daha anlamlı bir kovaryans matrisi oluşturulmaya çalışılmıştır. V2DPCA kovaryans matrisi Eş. 3.52 ile tanımlanmıştır.

$$S^{V2D} = \sum_{i=1}^{n/k} \begin{bmatrix} S_{k(i-1)+1, k(i-1)+1}^{2D} & \cdots & S_{k(i-1)+1, k(i-1)+k}^{2D} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{k(i-1)+k, k(i-1)+1}^{2D} & \cdots & S_{k(i-1)+k, k(i-1)+k}^{2D} \end{bmatrix} \quad (3.52)$$

Şekil 3.3'te V2DPCA kovaryans matris elemanlarının PCA kovaryans matrisinden nasıl elde edildiği gösterilmektedir.

$$\begin{array}{c} \begin{bmatrix} \boxed{S_{1,1}^{2D}} & S_{1,2}^{2D} & \cdots & S_{1,n}^{2D} \\ S_{2,1}^{2D} & \boxed{S_{2,2}^{2D}} & \cdots & S_{2,n}^{2D} \\ \vdots & \vdots & \boxed{\vdots} & \vdots \\ S_{n,1}^{2D} & S_{n,2}^{2D} & \cdots & \boxed{S_{n,n}^{2D}} \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} \boxed{S_{1,1}^{2D}} & S_{1,2}^{2D} & \cdots & S_{1,n}^{2D} \\ S_{2,1}^{2D} & \boxed{S_{2,2}^{2D}} & \cdots & S_{2,n}^{2D} \\ \vdots & \vdots & \boxed{\vdots} & \vdots \\ S_{n,1}^{2D} & S_{n,2}^{2D} & \cdots & \boxed{S_{n,n}^{2D}} \end{bmatrix} \\ \text{(a)} & \text{(b)} \end{array}$$

Şekil 3.3. PCA kovaryans matrisinden (a) 2DPCA ($r = 1$) ve (b) V2DPCA ($r = 2$) kovaryans matrislerinin elde edilmesi

Yüz özniteliklerinin dikey olarak simetrik olmasından esinlenerek yüzün etrafındaki bilgilerin çoğunluğunu korumak üzere $r = n/2$ parametresi için V2DPCA kovaryans matrisi Eş. 3.53'te gösterildiği şekilde tanımlanmıştır.

$$S^{V2D} = \sum_{i=1}^2 \begin{bmatrix} S_{\frac{n}{2}(i-1)+1, \frac{n}{2}(i-1)+1}^{2D} & \cdots & S_{\frac{n}{2}(i-1)+1, \frac{n}{2}(i-1)+\frac{n}{2}}^{2D} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{\frac{n}{2}(i-1)+\frac{n}{2}, \frac{n}{2}(i-1)+1}^{2D} & \cdots & S_{\frac{n}{2}(i-1)+\frac{n}{2}, \frac{n}{2}(i-1)+\frac{n}{2}}^{2D} \end{bmatrix} \quad (3.53)$$

V2DPCA kovaryans matrisinin boyutu 2DPCA kovaryans matrisinin boyutundan $n^2/4$ kat daha büyüktür.

V2DPCA yaklaşımında izdüşümü alınacak yüz görüntüleri $(r \times m) \times (n/r)$ boyutlarına dönüştürülür. En büyük d özdeğere sahip özniteliklerden oluşan V izdüşüm matrisi $(r \times m) \times d$ boyutlarında olduğundan Eş. 3.54'te verilen dönüşüm sonucunda elde edilen kriter fonksiyonunu maksimum yapan öznitelik vektörü Eş. 3.55'te verilmiştir.

$$J^{V2D}(w) = w^T S^{V2D} w \quad (3.54)$$

$$\{w_1, \dots, w_d\} = \operatorname{argmax} J^{V2D}(w) \quad (3.55)$$

V2DPCA ile elde edilen izdüşüm matrisi ile izdüşümü alınan öznitelik matrisleri $(n/r) \times d$ boyutludur. V2DPCA ile elde edilen ile kovaryans matrisi daha çok bilgi içermesine rağmen 2DPCA ile elde edilen $n \times d$ öznitelik matrisinden daha düşük boyutlu öznitelik matrisi oluşturulmuştur.

3.9. KPCA

Kernel PCA (Scholkopf ve diğerleri, 1998), veri yapısının karmaşık olduğu yani verinin doğrusal bir alt uzaya indirgenemediği durumlarda PCA yaklaşımının uygulanamaz olması sebebiyle kullanılan, klasik PCA yaklaşımının doğrusal olmayan verilerde boyut indirgeme amacıyla kullanılmak üzere geliştirilmiş halidir.

Kernel PCA yaklaşımı kernel bir fonksiyona dayalı olarak bulunan gram matrisinin normalize edildikten sonra en büyük k özdeğere sahip özvektörler ile dönüşümün yapılmasına dayanır.

Kernel PCA yaklaşımının ilk adımını gram matrisin hesaplanması oluşturur. Gram matrisini hesaplamak üzere kernel fonksiyonu kullanılır. Kernel PCA yönteminde dönüşüm, kullanılacak kernel fonksiyonuna bağlıdır. Kernel PCA yönteminde kullanılabilecek fonksiyonlar doğrusal kernel, polinom kernel ve gauss kernel fonksiyonlarıdır. Doğrusal kernel fonksiyonu kullanılarak klasik PCA ile boyut indirgeme gerçekleştirilmektedir. Bu sebeple doğrusal olmayan veriler üzerinde polinom, gauss kernel fonksiyonları kullanılmaktadır. Eş. 3.56, Eş. 3.57 ve Eş. 3.58 yaygın olarak kullanılan kernel fonksiyonlarına yer verilmiştir.

$$\kappa(X_i, X_j) = (X_i, X_j) \quad (3.56)$$

$$\kappa(X_i, X_j) = (\kappa(X_i, X_j) + a)^b, a > 0 \quad (3.57)$$

$$\kappa(X_i, X_j) = \exp\left(-\frac{|X - Y|}{2\sigma^2}\right), \sigma \neq 0 \quad (3.58)$$

x_i örnek noktalarının kernel matrisi Eş. 3.59 ile bulunur.

$$K(X_i, X_j) = \kappa(X_i, X_j) \quad (3.59)$$

Eş. 3.59'da yer alan κ kernel fonksiyonunu ifade etmektedir. Kernel matrisi hesaplandıktan sonra gram matrisi kernel matrisi kullanılarak Eş. 3.60 ile hesaplanır.

$$K(X_i, X_j) = K(X_i, X_j) - \frac{1}{n} \sum_l K(X_i, X_l) - \frac{1}{n} \sum_l K(X_l, X_j) + \frac{1}{n^2} \sum_{lm} K(X_l, X_m) \quad (3.60)$$

Eş. 3.60 ile yapılan bu işlem veriden ortalamanın çıkarılarak kernel fonksiyonuyla yüksek boyutlu uzayda özniteliklerin sıfır ortalamalı olmasını garanti altına almaktadır.

KPCA yaklaşımında amaç M adet görüntüden oluşan X orjinal uzayını daha yüksek boyutlu hatta sonsuz boyutlu bir F uzayına doğrusal olmayan bir $\phi: R^N \rightarrow F$ fonksiyonu ile haritalamaktır. Bu uzay üzerindeki örnekler $\phi(X_k)$ ($k = 1, 2, \dots, M$) olarak gösterilmektedir. KPCA için K kernel fonksiyonu Eş. 3.61'de verildiği şekilde yeni uzaydaki iki verinin iç çarpımı şeklinde tanımlanmaktadır.

$$K = K(X_i, X_j) = \phi(X_i) \cdot \phi(X_j) \quad (3.61)$$

Kernel fonksiyonunun kovaryans matrisi Eş. 3.62'de gösterilmektedir.

$$S^\phi = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \phi(X_k) \phi(X_k)^T \quad (3.62)$$

Sonraki adım en iyi d özdeğere sahip özvektörlerinin bulunmasıdır.

$$\lambda V = S^\phi V \quad (3.63)$$

Düşük boyutlu uzayda veriler elde etmek üzere V özvektörleri Eş. 3.64 ile ifade edilebilmektedir.

$$V = \sum_{i=1}^M a_i \phi(X_i) \quad (3.64)$$

Eş. 3.63, $\phi(X_k)$ ile çarpılıp Eş. 3.64 ile bir araya getirildiğinde Eş. 3.65 elde edilir.

$$\lambda \sum_{i=1}^M a_i (\phi(X_k) \cdot \phi(X_i)) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M a_i (\phi(X_k) \cdot \sum_{j=1}^M \phi(X_j)) (\phi(X_j) \cdot \phi(X_i)) \quad (3.65)$$

Eş. 3.61 ile bulunan kernel fonksiyonu Eş. 3.65'te yerine yazıldığında Eş. 3.66 elde edilmektedir.

$$M\lambda K a = K^2 a \quad (3.66)$$

K kernel matrisi simetrik olduğundan Eş. 3.67 elde edilebilir.

$$M\lambda a = K a \quad (3.67)$$

En büyük d özdeğere karşılık gelen a_i özvektörleri bulunarak V özvektörleri ile dönüşüm gerçekleştirilir. Y uzayına indirgenen veriler Eş. 3.68 ile elde edilir.

$$Y_k = V \cdot \phi(X_k) = \sum_{i=1}^M a_i (\phi(X_i) \cdot \phi(X_k)) = \sum_{i=1}^M a_i K(X_i, X_k) \quad (3.68)$$

3.10. K2DPCA

K2DPCA (Nhat ve Lee, 2007), doğrusal olmayan temel bileşenleri giriş görüntüsü matrisinden doğrudan belirlemek üzere geliştirilen bir yaklaşımdır. KPCA yaklaşımında olduğu gibi ilk olarak M adet görüntüden oluşan X orjinal uzayı daha yüksek boyutlu hatta sonsuz boyutlu bir F uzayına doğrusal olmayan bir $\phi: R^N \rightarrow F$ fonksiyonu ile haritalanır. 2DPCA'da söz konusu haritalama tüm satır görüntüleri için yapılır. 2DPCA, yeni uzay üzerindeki haritalanan $\phi(X_k)$ ($k = 1, 2, \dots, M$) örneklerine uygulanır. Yeni uzay üzerindeki veriler $\sum_{k=1}^M \phi(X_k) = 0$ olacak şekilde sıfır ortalamalı hale getirilir. K kernel

fonksiyonu Eş. 3.69'da verildiği gibi yeni uzaydaki iki giriş görüntüsünün iç çarpımı şeklinde tanımlanmaktadır.

$$K(X_i, X_j) = \phi(X_i) \cdot \phi(X_j) \quad (3.69)$$

F uzayı üzerinde kovaryans matrisi, $\phi(X_k)$ yeni uzay üzerindeki k . görüntü ve $\phi(X_k^j)$ k . görüntünün j . sütun vektörü olmak üzere Eş. 3.70 ile elde edilir.

$$S^\phi = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \phi(X_k)^T \phi(X_k) \quad (3.70)$$

$$\phi(X_k) = [\phi(X_k^1), \phi(X_k^2), \dots, \phi(X_k^n)] \quad (3.71)$$

S^ϕ kovaryans matrisinden özdeğer ayrışımı yapılarak özdeğerler (λ) ve ilgili özvektörler (V) Eş. 3.72 ile gösterildiği şekilde bulunur.

$$\lambda V = S^\phi V \quad (3.72)$$

Her bir sütunun temel bileşenleri bulmak üzere Eş. 3.72'nin her iki tarafı $\phi(X_k^j)$ ile çapılarak Eş. 3.73 elde edilir.

$$\lambda(\phi(X_k^j) \cdot V) = \phi(X_k^j) \cdot S^\phi V \quad (3.73)$$

V özvektörleri Eş. 3.74'te verildiği gibi yeni uzay üzerindeki görüntüler a_k katsayıları ile iç çarpımından oluşmaktadır.

$$V = \sum_{k=1}^M a_k \phi(X_k^j) \quad (3.74)$$

Eş. 3.73 ve Eş. 3.74 bir araya getirildiğinde Eş. 3.75 oluşmaktadır.

$$V \phi(X_k^j) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^n a_i (\phi(X_i^j) \phi(X_k^j)^T) \quad (3.75)$$

$\phi(X_k)$ görüntüsünün izdüşümü $a = [a_{M \times n-d+1}, \dots, a_{M \times n}]$ olmak üzere Eş. 3.76 ile hesaplanmaktadır.

$$Y_k = V\phi(X_k) = a^T(\psi^\phi)^T \phi(X_k) \quad (3.76)$$

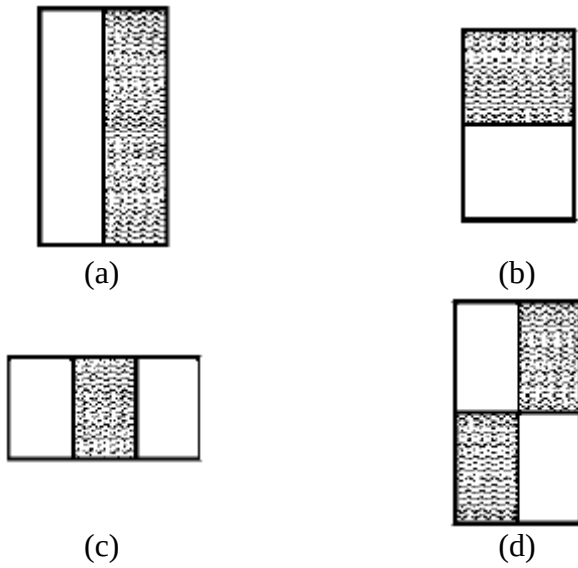
$$\psi^\phi = \begin{bmatrix} \phi(X_1^1) & \dots & \phi(X_1^n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi(X_M^1) & \dots & \phi(X_M^n) \end{bmatrix} \quad (3.77)$$

4. YÖNTEM: SINIF TABANLI İKİ BOYUTLU TEMEL BİLEŞENLER ANALİZİ İLE YÜZ TANIMA SİSTEMİ

Tez çalışması kapsamında önerilen sistem yüz bulma, bir görüntü ön işleme çeşidi olarak ele alınabilecek aydınlanma normalizasyonu, öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma adımlarından oluşmaktadır. Geliştirilen sistemde yüz hizalama adımı görüntü üzerinde yüz tanıma modülünde kullanılan veritabanında gerek duyulmaması, video üzerinde yüz tanıma modülünde ise sistemi yavaşlatması sebebiyle gerçekleştirilmemiştir.

4.1. Yüz Bulma: Haar-Benzeri Öznitelikler ve Basamaklı Hızlandırma Yöntemi

Geliştirilen sistemde yüz bulma fazında Viola ve Jones tarafından (Viola ve Jones, 2004) sunulan, OpenCV (Açık kaynak kodlu bilgisayarla görme) kütüphanesinde ise hazır olarak bulunan Haar-benzeri Cascade sınıflandırıcıdan yararlanılmıştır. Haar-benzeri Cascade sınıflandırıcı, Viola ve Jones tarafından nesneleri tespit etmek üzere önerilmiştir. Haar-benzeri Cascade sınıflandırıcılar, haar öznitelikleri adı verilen dikdörtgenler ile çalışmaktadır. Her bir haar-benzeri öznitelik beyaz dikdörtgen bölgedeki piksel değerlerinden siyah bölgedeki piksel değerlerinin farkı olarak ifade edilmektedir.

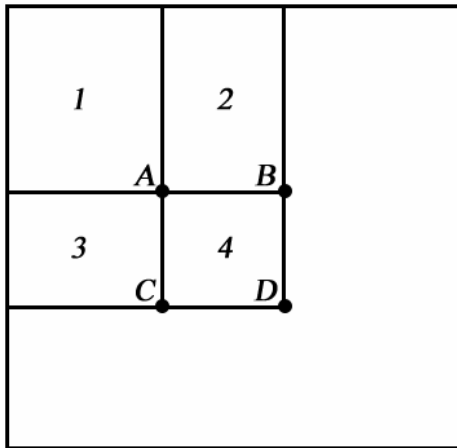


Şekil 4.1. (a, b) İki-dikdörtgen özniteliği (c) Üç-dikdörtgen özniteliği (d) Dört-dikdörtgen özniteliği (Viola ve Jones, 2004)

Viola ve Jones, yaptıkları çalışmalarda iki-dikdörtgen öznitelik, üç-dikdörtgen öznitelik ve dört-dikdörtgen özniteliği kullanmışlardır. İki-dikdörtgen öznitelik iki adet dikdörtgen bölge arasındaki piksel değerlerinin farkına karşılık gelmektedir. Dikdörtgen alanları yatay ya da dikey olarak komşu ve aynı boyutludur. Üç-dikdörtgen özniteliği kenardaki iki dikdörtgen alanının piksel yoğunluğundan ortadaki alanın piksel yoğunluğunun farkını hesaplamaktadır. Dört-dikdörtgen özniteliği ise diyagonal bölgelerdeki piksel farkına eşittir. 24×24 piksel çözünürlüğündeki bir görüntüyü 160,000 adet dikdörtgen özniteliği doldurabileceği için bu öznitelikleri hızlı hesaplayabilmek üzere integral görüntü kullanılmıştır. (x, y) koordinatlarında bulunan görüntüde integral görüntü Eş. 4.1 ile hesaplanabilmektedir.

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad (4.1)$$

Eş. 4.1'de $ii(x, y)$ integral görüntüyü, $i(x, y)$ ise orjinal görüntüyü ifade etmektedir. İntegral görüntü ile Şekil 4.2'de gösterildiği gibi herhangi bir dikdörtgen bölge toplam 4 referansla Eş. 4.1 kullanılarak hesaplanabilmektedir. İki-dikdörtgen öznitelik için 6, üç-dikdörtgen öznitelik için 8, dört-dikdörtgen öznitelik için ise 9 referansa gerek duyulmaktadır.



Şekil 4.2. D dikdörtgeni piksel değerleri toplamı için 1, 2, 3, 4 referansları (Viola ve Jones, 2004)

Viola ve Jones, oluşturulan öznitelikler arasından seçim yapmak üzere AdaBoost algoritmasını kullanmışlardır. Nesneler, farklı ölçeklerde pencereler şeklinde görüntü

üzerinde kaydırılarak tespit edilmeye çalışılmaktadır. Bu sebeple her bir pencereden çok sayıda dikdörtgen öznitelik ortaya çıkmaktadır. Negatif ve pozitif örnekleri ayırabilecek öznitelikleri belirlemek üzere AdaBoost algoritmasındaki zayıf sınıflandırıcılar öznitelik olarak kullanılmıştır. AdaBoost algoritmasına göre zayıf sınıflandırıcı en az sayıda yanlış sınıflandırma yapan eşik değerli fonksiyon olarak değerlendirilmektedir. $h(x, f, p, Q)$ zayıf sınıflandırıcı, x görüntünün bir penceresi, f bir öznitelik, p bir polarite ve Q eşik değeri olmak üzere Eş. 4.2'nin yönünü belirlemektedir.

$$h(x, f, p, Q) = \begin{cases} 1, & p \cdot f(x) < p \cdot Q \text{ ise} \\ 0, & \text{aksi halde} \end{cases} \quad (4.2)$$

Eklenen her bir öznitelik ile yanlış sınıflandırılan örneklerin ağırlıkları artırılırken doğru sınıflandırılan örneklerin ağırlıkları azaltılır. Böylelikle en az hata veren zayıf sınıflandırıcılar seçilir.

Yüzü bulmak üzere seçilen öznitelikler yani zayıf sınıflandırıcılar basamaklı sınıflandırıcı yapısı ile negatif örnekleri sınıflandırma işleminin başında eleyip çalışma süresini azaltmaktadır. Her bir basamakta önceki basamakta elenemeyen yanlış pozitif eleyerek yüz bulma işlemini doğru yapmak hedeflenmiştir.

4.2. Aydınlanma Normalizasyonu: CLAHE

CLAHE (Kontrast Limitli Uyarlanabilir Histogram Eşitleme) (Zuiderveld, 1994), AHE (Uyarlanabilir Histogram Eşitleme) (Pizer ve diğerleri, 1987) histogram eşitleme yönteminin geliştirilmiş bir versiyonu olarak sunulmuştur. Özellikle medikal görüntülerin iyileştirilmesi amacıyla önerilen yöntem, düşük kontrastlı görüntülerde iyileştirme sağlamadaki başarısını gözler önüne sermiştir.

Histogram eşitleme (HE) (Laughlin, 1981) görüntü yoğunluk dağılımını normalize etme işlemi olarak ele alınabilmektedir. Histogram eşitleme ile amaç, görüntünün mümkün olduğu kadar eşit sayıda her bir gri seviyesine sahip hale getirilebilmesidir. Histogram eşitleme ile gri seviye değerleri düzgün dağılıma sahip olmayan görüntüler üzerinde dağılım düzgün hale getirilerek görüntüde iyileştirme yapılmaya çalışılmaktadır. Histogram eşitleme görüntünün tümüne uygulanabileceği gibi belirli bölümlerine de

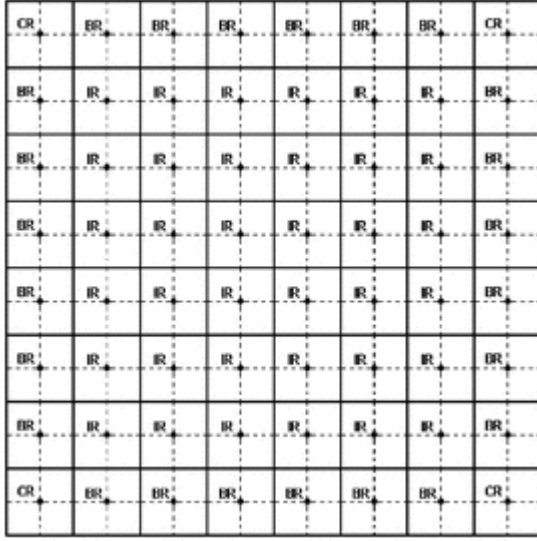
uygulanabilmektedir. Tüm görüntüye histogram eşitleme işleminin uygulanması global histogram eşitleme, görüntü parçasına uygulanması ise yerel histogram eşitleme olarak adlandırılmaktadır.

AHE ise bloklara ayrılan görüntü üzerinde her bir bloğa klasik histogram eşitleme yönteminin uygulanması ile elde edilen blokların bi-lineer enterpolasyon yöntemi ile bir araya getirilmesidir. Gürültü, Uyarlanabilir Histogram Eşitleme işleminin önemli bir sorunu olarak ele alınmaktadır. Gürültü sorunun oluşmasına engel olmak üzere sınırlı kontrast iyileştirmeye dayalı CLAHE yöntemi sunulmuştur. CLAHE yönteminin çalışma şekli takip eden maddeler ile özetlenebilmektedir (Reza, 2004):

- Görüntünün maksimum boyutu tabanında grid boyutu belirlenir.
- Görüntü istenen sayıda bloklara ayrılır.
- Her bir blok görüntü üzerindeki konumuna göre CR, BR yada IR olarak adlandırılır. CR, 64 adet bloğa ayrılan bir görüntü için sadece 4 bloktan oluşan köşe bloklarını tanımlamaktadır. BR, 24 bloktan oluşan köşe blokları dışındaki kenar bloklarını ifade etmektedir. IR ise kalan 36 iç bloğa karşılık gelmektedir. Şekil 4.3'te 512×512 piksel bir görüntüden elde edilen 64 blok gösterilmektedir. CR, BR ve IR bloklar şekil üzerinde tanımlanmıştır.
- Her bir bloğun histogram değerleri hesaplanır.
- Histogram kırpma işlemi için istenen kontrast limitine bağlı olarak kırpma limit değeri alınır.
- Mevcut gri seviye değerlerine göre histogramı bulunan görüntü bloğunun gri seviye değerleri kırpma limit değerleri aşmayacak şekilde yeniden dağıtılır.
- Son adımda elde edilen gri seviye değerlerinin dağılımına göre Eş. 4.3'te verilen Kümülatif Dağılım Fonksiyonu (CDF) ile piksellerin haritalanması gerçekleştirilir.

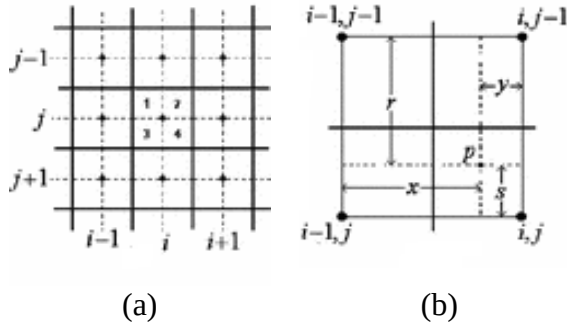
Eş. 4.3'te M her bir bloktaki piksel sayısını, N her bir bloktaki gri seviye değer sayısını, $h_{i,j}$ ise (i,j) bloğunun histogram değerini ifade etmektedir. Piksellerin haritalanması 4 en yakın bloktan elde edilen sonuçların bir bileşimi ile doğrusal olarak gerçekleştirilir.

$$f_{i,j}(n) = \frac{N-1}{M} \sum_{k=0}^{N-1} h_{i,j}(k) \quad (4.3)$$



Şekil 4.3. 512×512 piksel bir görüntünün 64 bloğa ayrılması ile CR, BR ve IR bloklarının elde edilmesi (Reza, 2004)

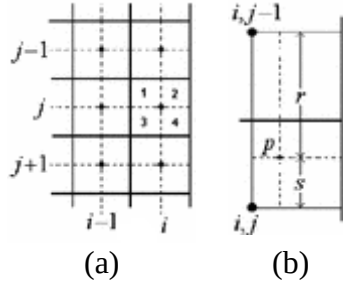
IR grubunda yer alan blokların gönderimi Şekil 4.4'te verildiği gibi mevcut 4 komşu blok ile gerçekleştirilmektedir. $\tilde{p}$, yeni görüntü üzerindeki p pikselini ifade etmektedir. $\tilde{p}$ yeni piksel değeri Eş. 4.4 ile elde edilmektedir.



Şekil 4.4. (a) IR bloklarının komşu blokları (b) (i, j) bloğunun 1. çeyreğinde bulunan p noktasının 4 komşu blok merkezleri ile ilişkisi (Reza, 2004)

$$\tilde{p} = \frac{s}{r+s} \left(\frac{y}{x+y} f_{i-1,j-1}(p) + \frac{x}{x+y} f_{i,j-1}(p) \right) + \frac{r}{r+s} \left(\frac{y}{x+y} f_{i-1,j}(p) + \frac{x}{x+y} f_{i,j}(p) \right) \quad (4.4)$$

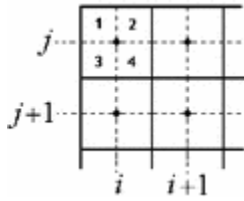
BR grubunda yer alan blokların gönderimi için kullanılan bloklara Şekil 4.5'te yer verilmiştir. Şekilde görüldüğü gibi 1. yada 3. çeyrek IR bloğu ile aynı durum iken 2. ve 4. çeyrek farklı yapıdadır. p piksel için yeni gri seviye değeri Eş. 4.5 ile elde edilmektedir.



Şekil 4.5. (a) BR bloklarının komşu blokları (b) (i, j) bloğunun 2. çeyreğinde bulunan p noktasının 2 komşu blok merkezleri ile ilişkisi (Reza, 2004)

$$\tilde{p} = \frac{s}{r+s} f_{i,j-1}(p) + \frac{r}{r+s} f_{i,j}(p) \quad (4.5)$$

CR blok yapısındaki bir bloğun komşu blokları Şekil 4.6'da gösterilmektedir.



Şekil 4.6. CR bloğu komşu blokları (Reza, 2004)

CR blok grubunda bulunan piksellerin ise CLAHE histogram eşitleme algoritması ile elde edilen gri seviye değerleri Eş. 4.6 ile doğrudan piksel değerinin kümülatif dağılım fonksiyon değeri olarak hesaplanmaktadır.

$$\tilde{p} = f_{i,j}(p) \quad (4.6)$$

4.3. Öznitelik Çıkarımı: Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşen Analizi

Tez çalışması kapsamında yüz tanıma alanında kullanmak üzere PCA tabanlı bir doğrusal analiz yaklaşımı önerilmiştir. Önerilen yaklaşım C2DPCA olarak adlandırılmıştır. Önerilen yaklaşım giriş görüntülerinin sınıf etiketlerini dikkate alarak çalışmaktadır. C2DPCA yöntemi ile sınıf içi dağılım en aza indirgenmeye çalışılarak bir dönüşüm

gerçekleştirilmeye çalışılmıştır. Şekil 4.7’de iki sınıflı bir örnek veri kümesi için sınıf tabanlı izdüşüm ile iki farklı olası izdüşüm gösterilmiştir. Tez çalışması kapsamında önerilen yöntemin iki yönde çalışan versiyonu olan C2D2DPCA yöntemi de geliştirilmiştir. Geliştirilen iki yönde çalışan yöntem çalışma zamanı bakımından sonraki bölümlere konu olacak olan gerçek zamanlı sisteme dahil edilmemiş, sadece benzetim çalışmalarında değerlendirilmiştir.

4.3.1. Eğitim fazı: Her bir sınıf için izdüşüm matrislerinin oluşturulması

X , M adet $m \times n$ boyutlarında görüntüden oluşan bir eğitim kümesidir. Eğitim kümesinde c adet sınıftan örnek bulunmaktadır. X_i^c ise c sınıfına ait i görüntüsünü ifade etmektedir. Aynı sınıfa ait örneklerin ortalaması, $\bar{X}^c$, her bir sınıftan N adet örnek olduğu kabul edilerek Eş. 4.8 ile hesaplanmaktadır.

$$X_i^c = \begin{pmatrix} (x_i)_{11} & (x_i)_{12} & \dots & (x_i)_{1n} \\ (x_i)_{21} & (x_i)_{22} & \dots & (x_i)_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (x_i)_{k1} & (x_i)_{k2} & \dots & (x_i)_{kn} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (x_i)_{m1} & (x_i)_{m2} & \dots & (x_i)_{mn} \end{pmatrix}, i = 1, 2, \dots, N \quad (4.7)$$

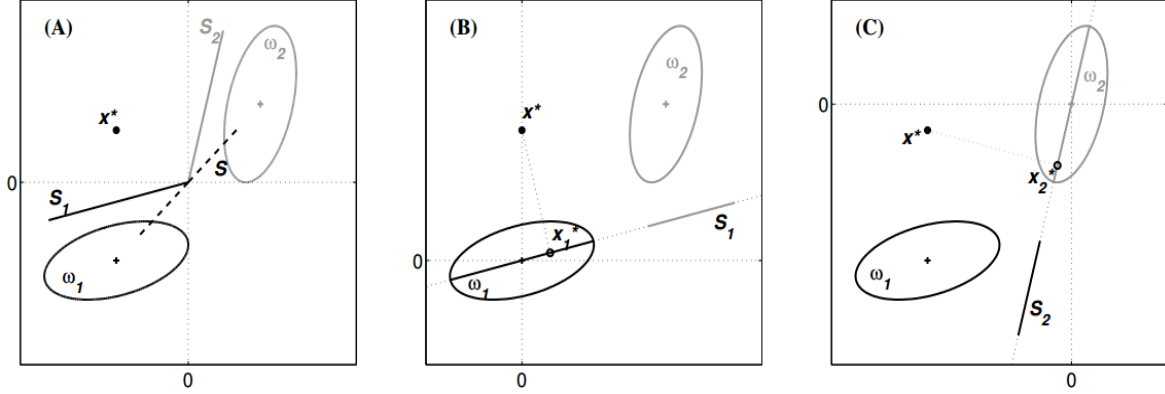
$$\bar{X}^c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^c \quad (4.8)$$

Her bir sınıf için sınıf içi dağılım matrisleri görüntü matrislerinin sütun vektörlerinde çalışacak şekilde Eş. 4.10 ve Eş. 4.11’de tanımlanmıştır.

$$S_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i^c - \bar{X}^c)(X_i^c - \bar{X}^c)^T \quad (4.9)$$

$$S_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^m ((x_i)_k^c - \bar{x}_k^c) ((x_i)_k^c - \bar{x}_k^c)^T \quad (4.10)$$

$$S_c = \sum_{k=1}^m \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ((x_i)_k^c - \bar{x}_k^c)((x_i)_k^c - \bar{x}_k^c)^T \right\} \quad (4.11)$$



Şekil 4.7. İki sınıflı bir veri kümesi için sınıf tabanlı izdüşüm

Sınıf içi dağılım matrisinden özvektör ve özdeğerler, özvektör ayrışımı yapılarak elde edilir.

$$\lambda_j^c V_j^c = S_c V_j^c \quad (4.12)$$

En büyük değere sahip d özdeğer sıralanarak $\{\lambda_j^c: j = 1, \dots, d\}$ özdeğerlere karşılık gelen özvektörler belirlenir. Öznitelik vektörü Eş. 4.13 ile elde edilir.

$$Y_i^c = (X_i^c)^T V^c \quad (4.13)$$

4.3.2. Test fazı: Test görüntüsü için alt uzay seçimi ve izdüşüm

Test fazının ilk adımını her bir x test görüntüsü için alt uzay seçimi oluşturmaktadır. Alt uzay seçimi için test görüntüsünün her bir sınıfın ortalama görüntüleriyle korelasyonuna bakılarak karar verilir. Tez çalışması kapsamında korelasyon hesabı için Pearson korelasyon katsayısı kullanılmıştır. x ve y görüntüleri arasındaki Pearson korelasyon katsayısı Eş. 4.14 ile tanımlanmıştır.

$$pc = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x})(y_{ij} - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y})^2}} \quad (4.14)$$

Eşitlikte x_{ij} , ilk görüntüdeki i . satır j . sütun piksel değerini; y_{ij} , karşılaştırılan görüntüdeki i . satır j . sütun piksel değerini; $\bar{x}$, ilk görüntünün ortalamasını; $\bar{y}$ ise karşılaştırılan görüntünün ortalamasını ifade etmektedir. Eş. 4.14 ile elde edilen pc korelasyon katsayısının değerinin büyük olması x ve y görüntüleri arasında korelasyonun yani ilintinin fazla olduğu anlamına gelmektedir.

x test görüntüsü ile her bir ortalama sınıf arasındaki korelasyon Eş. 4.15’de verilmiştir.

$$pc_c = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}) (\bar{X}_{ij}^c - \bar{\bar{X}}^c)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\bar{X}_{ij}^c - \bar{\bar{X}}^c)^2}} \quad (4.15)$$

Eş. 4.12’de x_{ij} , test görüntüsündeki i . satır j . sütun piksel değeri; $\bar{x}$ test görüntüsünün ortalaması; $\bar{X}_{ij}^c$, c sınıfına ait ortalama görüntünün i . satır j . sütun piksel değeri; $\bar{\bar{X}}^c$, c sınıfına ait ortalama görüntünün ortalamasıdır.

c adet sınıfın ortalama görüntüsü ile test görüntüsü arasındaki korelasyonlar hesaplandıktan sonra test görüntüsü için iz düşüm matrisi Eş. 4.16 ile belirlenir.

$$V_x = \{V^c | \arg \max pc_c\} \quad (4.16)$$

Test görüntüsünün V_x izdüşüm matrisi ile Eş. 4.17’de gösterildiği şekilde dönüşüm gerçekleştirilir.

$$y = V_x^T \quad (4.17)$$

4.4. Sınıflandırma: KNN

Tez çalışması kapsamında izdüşümü alınan görüntüleri sınıflandırmak üzere KNN (Stevens, Cover ve Hart, 1967) algoritması kullanılmıştır. KNN algoritmasında sınıflandırılmak istenen test verisi ile eğitim verileri arasındaki uzaklığa göre test verisinin sınıfına karar verilmektedir. x , $m \times n$ boyutlu test görüntüsü ve X ise $m \times n$ boyutlu M adet görüntüden oluşan eğitim kümesi olmak üzere test görüntüsünün her bir eğitim görüntüsü ile olan Öklid uzaklığı Eş. 4.18’de görüldüğü gibi hesaplanır.

$$d_z = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x(i,j) - X_z(i,j))^2} \quad (4.18)$$

$$D = \{d_1, \dots, d_k\} \quad (4.19)$$

Test görüntüsünün sınıfına Eş. 4.15 ve Eş. 4.16 ile hesaplanan en yakın k örneğe bakılarak Eş. 4.17 ve Eş. 4.18 ile karar verilir.

$$c_i = \{c \mid D_i\}, i = 1, 2, \dots, k \quad (4.20)$$

$$c_x = mode(c_i) \quad (4.21)$$

5. PERFORMANS DEĞERLENDİRMELERİ

5.1. Geliştirme Ortamı ve Kullanılan Kütüphaneler

Tez kapsamında yürütülen deney çalışmaları 3.10 GHz Intel Core i5-2400 işlemci, 4GB RAM'e sahip 64 bit Windows 7 işletim sistemli PC bilgisayar üzerinde gerçekleştirilmiştir.

Tez çalışması kapsamında önerilen Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi Eclipse ortamında Java programlama dili ile geliştirilmiştir. Geliştirilen sistem dışında önerilen yöntemleri değerlendirmek üzere analiz çalışmaları Matlab ortamında yürütülmüştür. Geliştirilen sistemde yüz görüntülerini bulma amacıyla Intel'in OpenCV kütüphanesi (Bradski, 2000) ile JavaCV kütüphanelerinden yararlanılmıştır. JavaCV, OpenCV kütüphaneleri arasında köprü görevi gören bir sarmalayıcı olarak geliştirilmiştir. JavaCV, OpenCV kütüphaneleri dışında çok sayıda görüntü işleme kütüphanesini içerisinde barındırmaktadır. Geliştirilen PCA tabanlı algorithmada kullanılan bazı matematiksel işlemler için ise JMathArray kütüphanesinden yararlanılmıştır.

5.2. Kullanılan Veritabanları

Tez çalışması kapsamında Yale yüz veritabanı ve Google görseller aracılığı ile Yalan Dünya dizi oyuncularından oluşturulan küçük ölçekli bir yüz veritabanı kullanılmıştır.

5.2.1. Yalan Dünya dizisi yüz veritabanı

Yalan dünya dizisi karakterlerinden oluşan bir veritabanını oluşturmak üzere Google görsel arama motorundan yararlanılmıştır. Oluşturulan veritabanı 13 dizi karakterinin 6 farklı pozundan oluşmaktadır. Veritabanı toplam 78 görüntüyü içermektedir. Resim 5.1'de oluşturulan veritabanının gri seviyeye dönüştürülerek kırılan yüz görüntülerine yer verilmektedir. Resim 5.1'de verilen veritabanında yer alan görüntülerde, yüz tanıma sistemleri ve algoritmalarının en büyük sorunlarından biri olan aydınlanma, yüz ifadesi ve poz gibi performans karşıtı faktörleri içerdiği görülmektedir.



Resim 5.1. Google görseller aracılığıyla oluşturulan Yalan Dünya dizisi yüz veritabanı

5.2.2. Yale yüz veritabanı

Yale yüz veritabanı (Belhumeur ve diğerleri, 1997), 15 bireyin toplam 165 adet gri seviyeli yüz görüntülerinden oluşmaktadır. Veritabanı içerisinde her bir bireyin 11 farklı pozı mevcuttur. Her bir görüntü gözlüklü, gözlüksüz, mutlu, üzgün şeklinde ifade edilen farklı yüz ifadeleri ile sol aydınlık, merkez aydınlık ve sağ aydınlık gibi tanımlanan farklı

aydınlanmalardan oluşmaktadır. Her bir görüntü 320×243 piksel çözünürlüğündedir ve beyaz arka plana sahiptir. Yale yüz veritabanında yer alan bir bireyin görüntülerine Resim 5.2’de yer verilmiştir.



Resim 5.2. Yale yüz veritabanından bir bireyin farklı poz görüntüleri

5.3. Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi

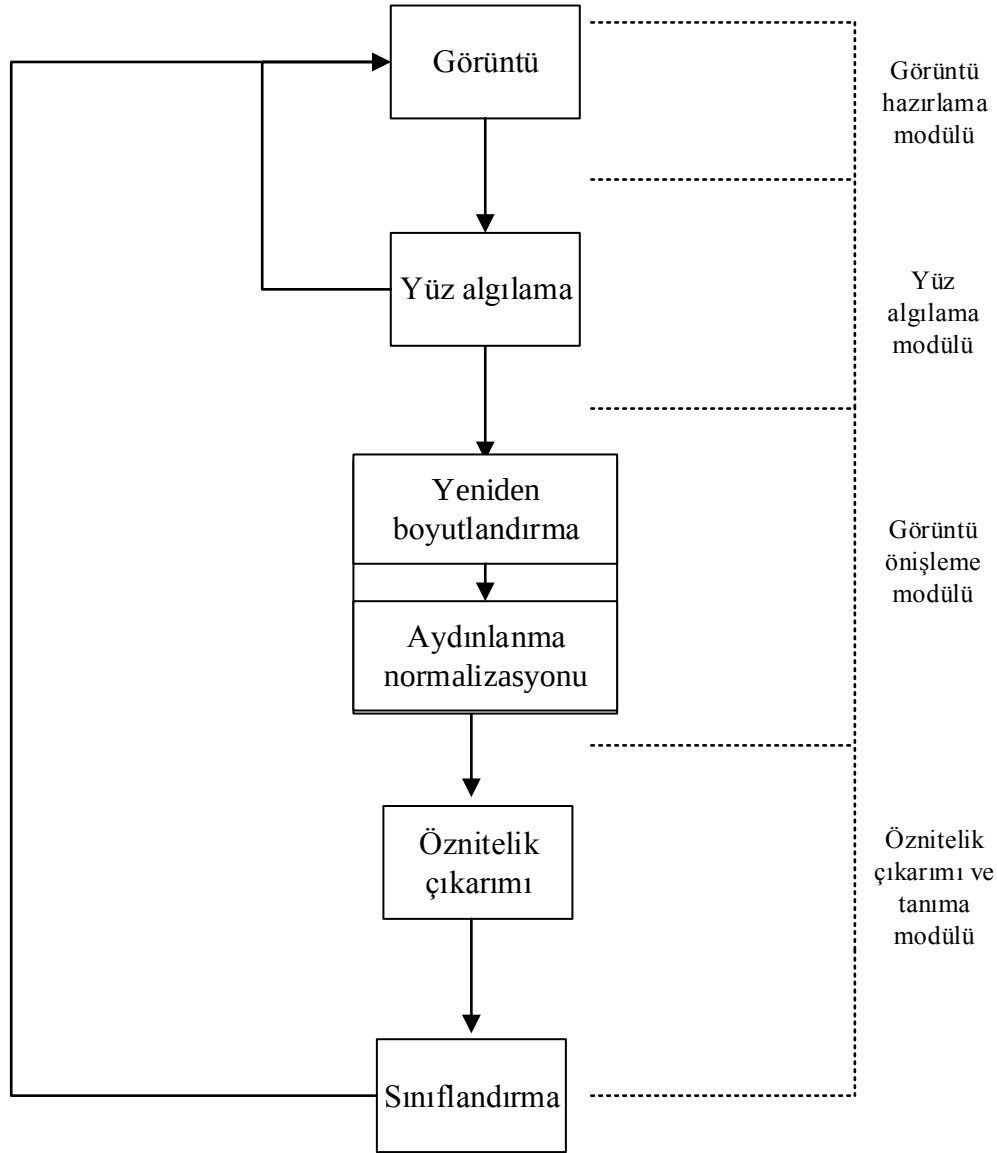
Java programlama dili ile geliştirilen sınıf tabanlı yüz tanıma sistemi bir masaüstü uygulaması olarak tasarlanmıştır. Tasarlanan uygulama video üzerinde yüz tanıma, görüntüler üzerinde yüz tanıma olmak üzere iki ana modülden oluşmaktadır. Her iki modül üzerinde

- Görüntü hazırlama
 - Yüz bulma
 - Görüntü ön işleme
 - Öznitelik çıkarımı ve tanıma
- modülleri yer almaktadır.

5.3.1. Görüntü üzerinde yüz tanıma modülü

Görüntü hazırlama

- Yüz bulma ve tanıma yapılacak görüntü rastgele olarak alınır ya da kayıtlı dosyalar arasından seçilir.
- Görüntüyü ve yüz bulma adımıyla tespit edilecek yüzü görüntülemek için uygulama penceresine bir panel eklenir.
- Seçilen görüntü panel üzerinde görüntülenir.
- Tanımlı eğitim kümesi dışında bir eğitim kümesi oluşturulmak isteniyorsa görüntü işleme için görüntüleri hazırla alt menüsü ile istenen görüntüleri içeren bir klasör kullanıcı tarafından seçilir.



Şekil 5.1. Görüntü üzerinde yüz tanıma modülü blok diyagramı

Yüz bulma

- Seçilen görüntü RGB renk uzayında ise gri seviyeli hale getirilir.
- OpenCV kütüphanesinden yararlanılarak tespit edilen yüzler dikdörtgenler ile çevrelenir.
- Elde edilen yüz görüntüleri orjinal görüntüden kırpılarak farklı olarak kaydedilir.
- Dikdörtgenler ile çevrelenen yüz görüntülerini içeren görüntüler panel üzerinde görüntülenir.

Görüntü ön işleme

- Yüz bulma adımında tespit edilerek kırılan yüz görüntüleri birbirlerinden farklı boyutlarda olduğu için 120×120 piksel çözünürlüğüne göre yeniden boyutlandırılarak kaydedilir.
- Boyutlandırılan görüntüler üzerindeki aydınlanma varyasyonlarını mümkün olduğu kadar azaltmak üzere OpenCV kütüphanesinden yararlanılarak normalizasyon işlemi yapılır.
- Aydınlanma normalizasyonu adımı sonunda edilen yüz görüntüsü panel üzerinde görüntülenir.

Öznitelik çıkarımı ve tanıma

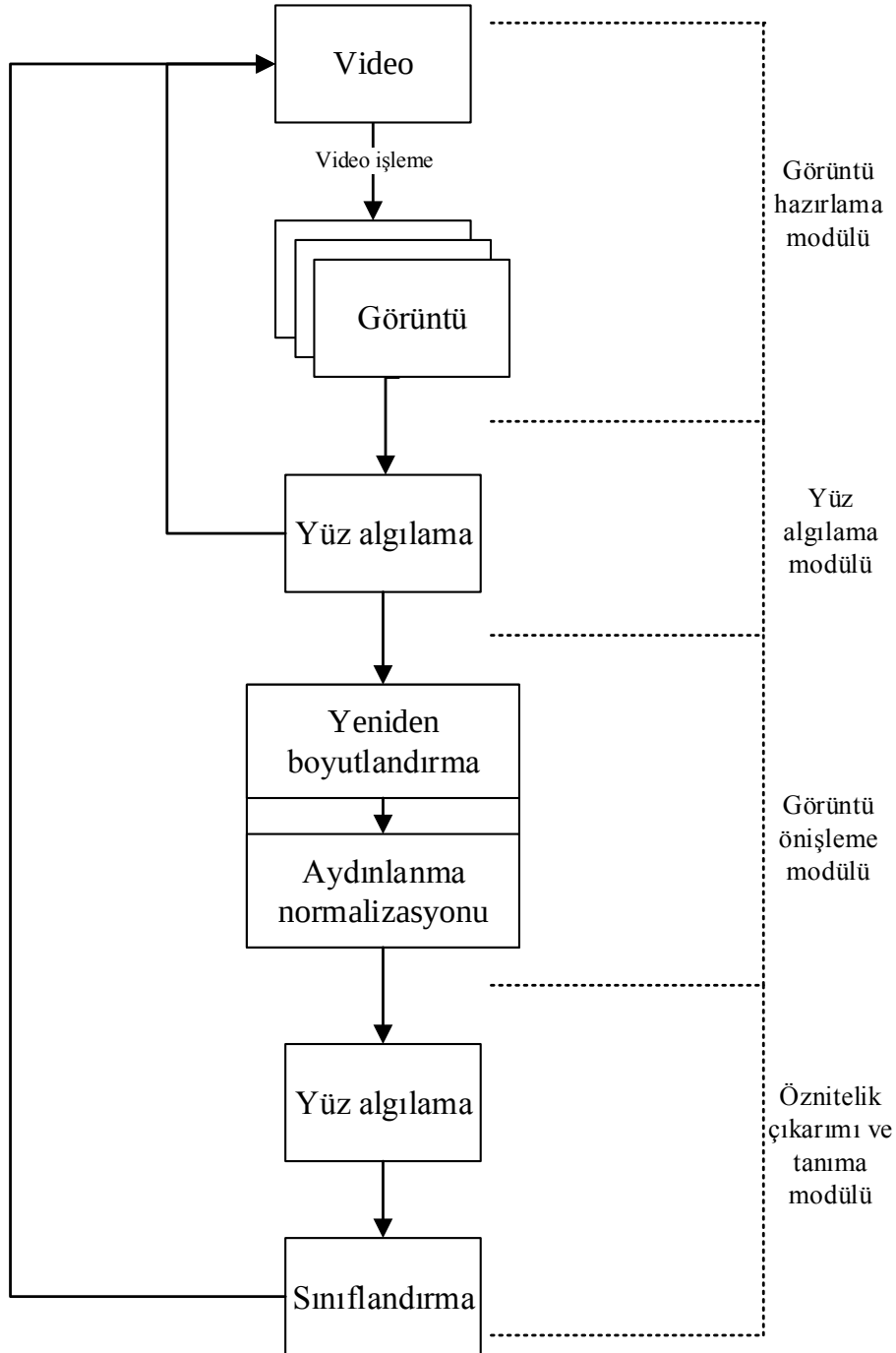
- Eğitim kümesi ve test görüntüsü, öznitelik çıkarımı ve tanıma adımları için sayısal hale getirilir.
- Sayısal hale getirilen eğitim görüntüleri ile kullanıcı tarafından seçilen yöntem, komşu sayısı ve öznitelik sayısı gibi parametrelere göre öznitelik matrisleri, ortalama görüntüler ve izdüşüm matrisleri oluşturulur.
- Test görüntüsünden öznitelik matrisi elde edilir.
- Test görüntüsü öznitelik matrisi, eğitim görüntüsü öznitelik matrislerine göre eğitilen sınıflandırma algoritması kullanılarak sınıflandırılır.
- Sınıflandırılan test görüntüsünün sınıf bilgisi, gerçek sınıf bilgisi ve tanıma zamanı ilgili panel üzerine yazılır.

5.3.2. Video üzerinde yüz tanıma modülü

Görüntü hazırlama

- Sistemde kullanılacak video dosyaları kayıtlı dosyalar arasından seçilir.
- Seçilen video dosyası açılan video penceresi üzerinde yürütülür.
- Video üzerindeki her bir video karesi alınarak JPEG olarak kaydedilen görüntüler elde edilir.

- Sistemde tanımlı olan eğitim kümesi dışında bir eğitim kümesi kullanılmak isteniyorsa video işleme için görüntüleri hazırla alt menüsü aracılığıyla mevcut dosyalar arasından istenen görüntüleri içeren klasör seçilir.



Şekil 5.2. Video üzerinde yüz tanıma modülü blok diyagramı

Yüz bulma

- Kaydedilen RGB görüntüler gri seviyeli hale getirilir.
- OpenCV kütüphanesinden yararlanılarak tespit edilen yüzler dikdörtgenler ile çevrelenir.
- Elde edilen yüz görüntüleri orjinal görüntüden kırılarak farklı olarak kaydedilir.
- Dikdörtgenler ile çevrelenen yüz görüntülerini içeren görüntüler video üzerinde yürütülür.

Görüntü önileme

- Görüntü önileme modülünde video karelerinden elde edilen görüntülerden kırılan yüz görüntüleri birbirinden farklı boyutlarda olduğu için 80×80 piksel çözünürlüğüne göre yeniden boyutlandırılarak kaydedilir.
- Kaydedilen görüntüler OpenCV kütüphanesinden yararlanarak aydınlanma farklarını en aza indirmek üzere aydınlanma normalizasyonu işlemine tabi tutulur. Elde edilen yeni yüz görüntüleri öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma adımlarında kullanılmak üzere nihai eğitim kümesi olarak değerlendirilir.

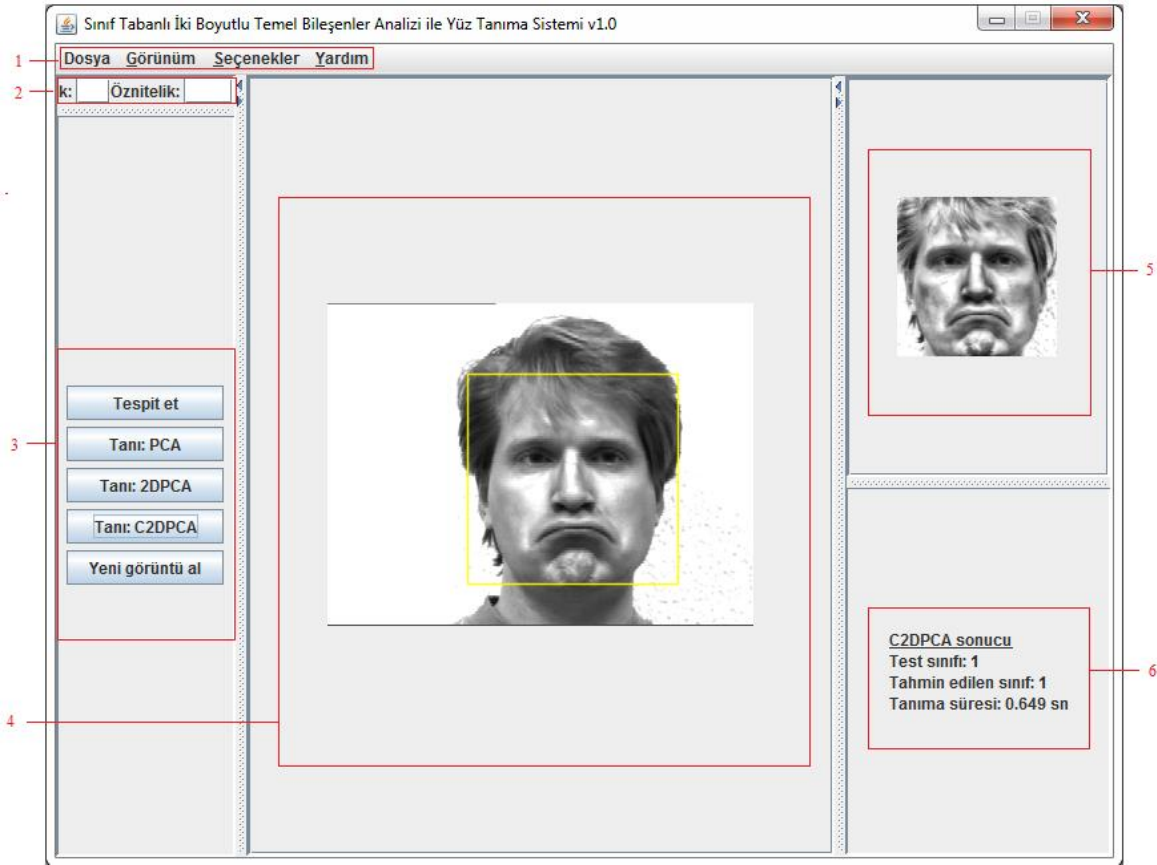
Öznitelik çıkarımı ve tanıma

- Eğitim kümesi ve test görüntüsü öznitelik çıkarımı ve tanıma için sayısal hale getirilir.
- Sayısal hale getirilen eğitim görüntüleri kullanılarak önerilen yöntemle göre sınıf tabanında öznitelik matrisleri, ortalama görüntüler ve izdüşüm matrisleri oluşturulur.
- Sayısal hale getirilen test görüntüsünde öznitelik matrisi elde edilir.
- Test görüntüsü öznitelik matrisi, eğitim görüntüsü öznitelik matrislerine göre sınıflandırma algoritması kullanılarak sınıflandırılır.
- Sınıflandırılan test görüntüsünün sınıf bilgisi oynatılan video üzerinde tespit edilerek dikdörtgenler ile çevrelenen orjinal yüz görüntüsünün üzerine yazılır.

5.4. Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi Grafik Arayüzü

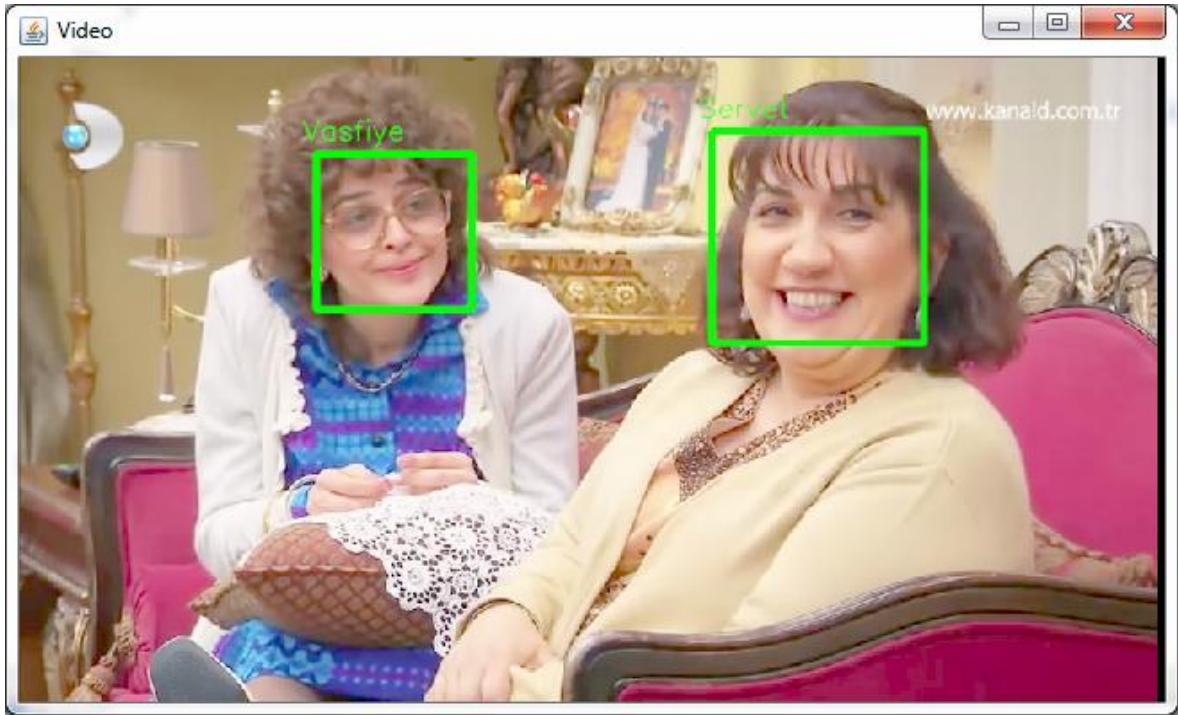
Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi görüntü üzerinde yüz tanıma modülü için geliştirilen arayüz Resim 5.3'te verilmiştir.

Arayüz üzerinde 1 numara menü çubuğunu, 2 numara parametre seçim panelini, 3 numara butonlar panelini, 4 numara görüntü gösterim panelini, 5 numara görüntü önışleme sonucu gösterim panelini, 6 numara ise sınıflandırma sonucu ve tanıma zamanı bilgilendirme panelini ifade etmektedir.



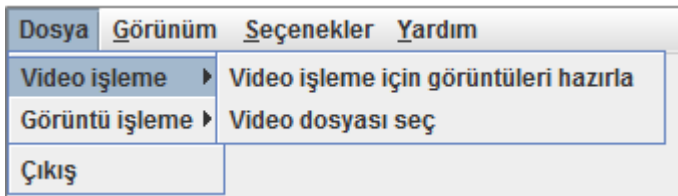
Resim 5.2. Görüntü üzerinde yüz tanıma modülü arayüzü

Video üzerinde yüz tanıma modülü arayüzü ise yürütülecek video seçildikten Resim 5.4'te gösterildiği gibi ekranda görüntülenmektedir. Görüntülenen arayüz bir video penceresinden oluşmaktadır.



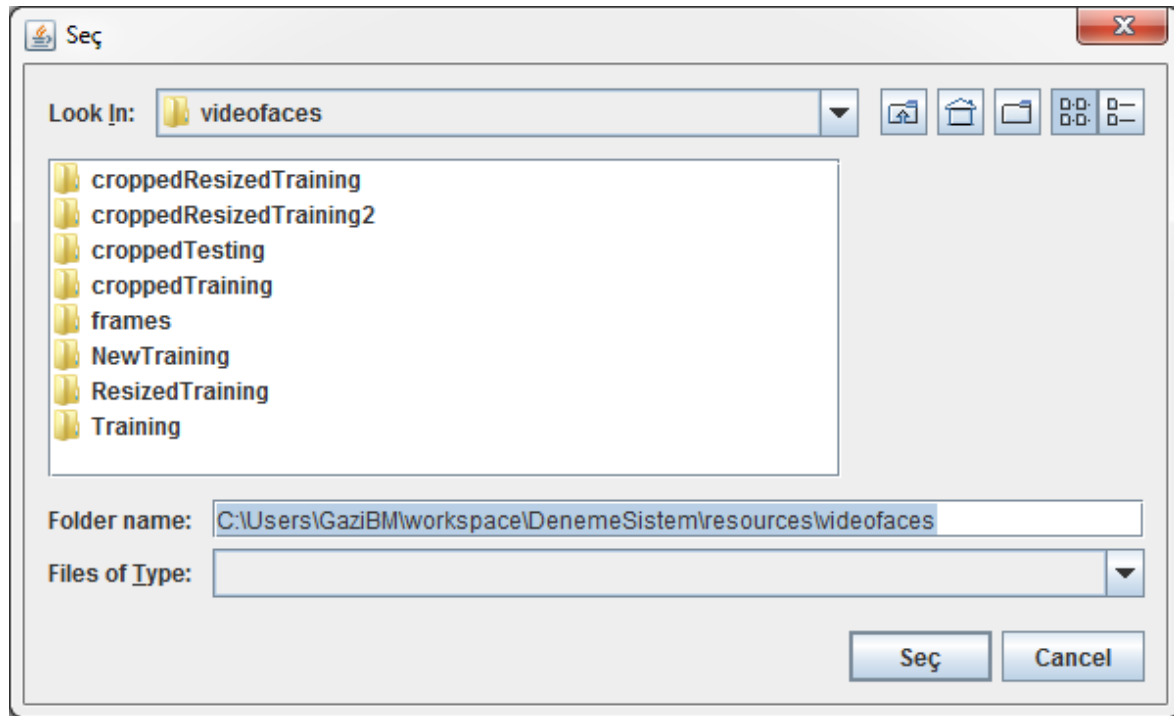
Resim 5.3. Video üzerinde yüz tanıma modülü arayüzü

Sınıf tabanlı iki boyutlu yüz tanıma sistemi menü çubuğu toplam 4 menüden oluşmaktadır. Bu menüler dosya, görünüm, seçenekler ve yardım menüsüdür. Dosya menüsü video görüntüleri üzerinde yüz bulma ve tanıma yapmak üzere video işleme, görüntü üzerinde yüz bulma ve tanıma yapmak üzere ise görüntü işleme ve çıkış alt menülerinden oluşmaktadır. Video işleme alt menüsü video üzerinde tanıma için farklı bir eğitim kümesi oluşturmak üzere Video işleme için görüntüleri hazırla, tanımlı eğitim kümesini kullanarak tanıma için ise Video dosyası seç menülerinden oluşmaktadır.

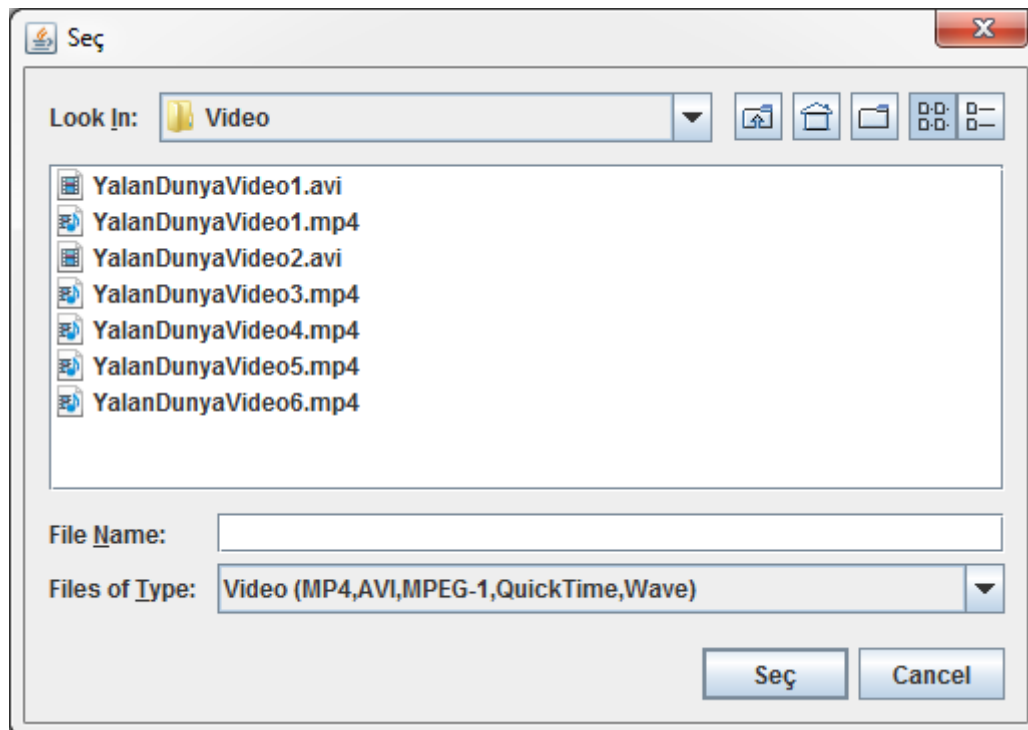


Resim 5.4. Video işleme alt menüsü

Video işleme için görüntüleri hazırla menüsü seçildiğinde Resim 5.6'da verilen pencere ekrana gelecektir. Bu pencere aracılığıyla eğitim kümesini oluşturacak görüntüleri içeren bir klasör seçilebilmektedir. Seçilen klasörün içinde yer alan görüntüler doğrudan eğitim kümesini oluşturmak üzere kullanılacaktır.



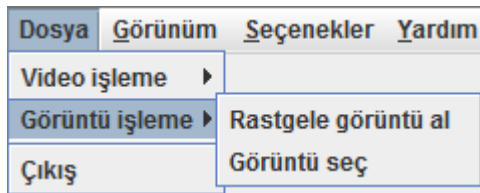
Resim 5.5. Video işleme için eğitim kümesi seçim penceresi



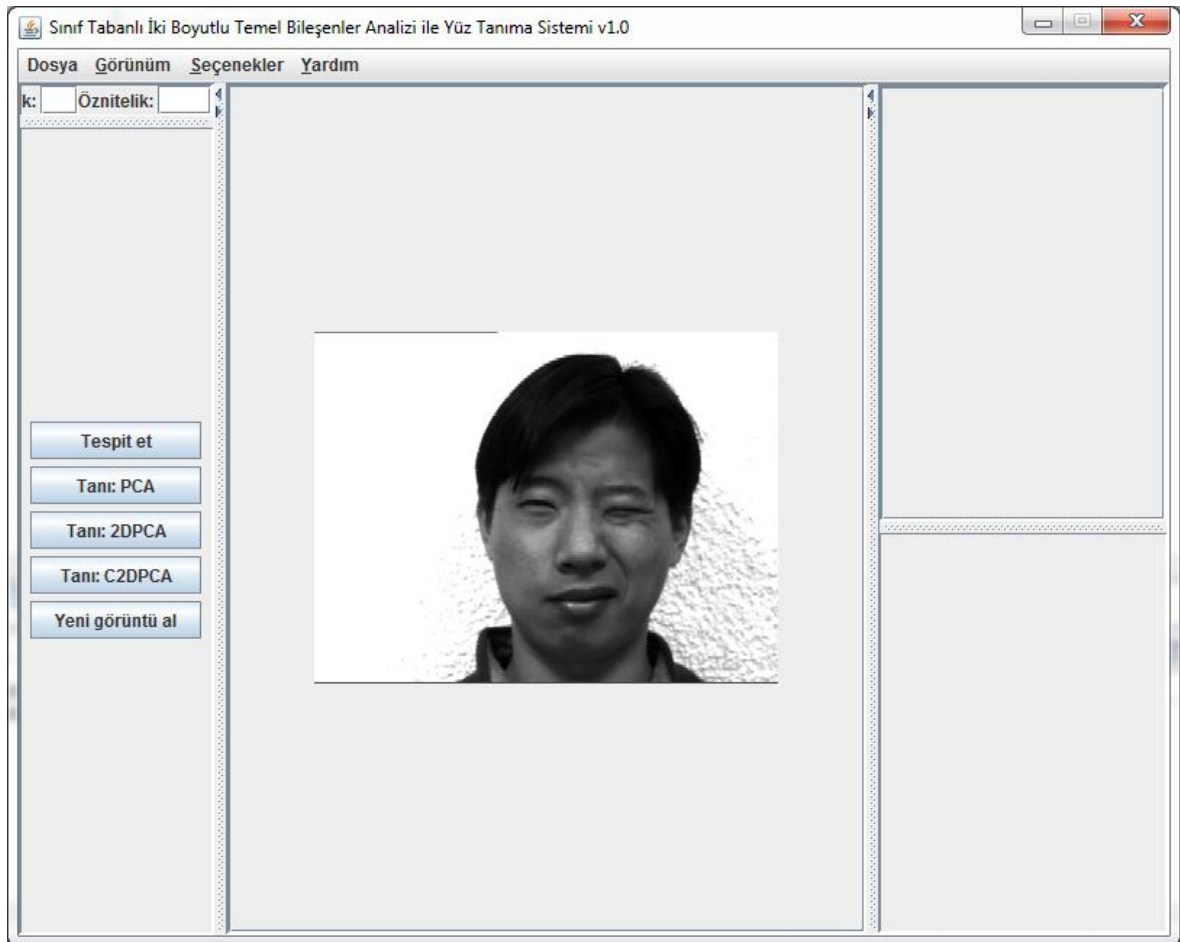
Resim 5.6. Video seçim penceresi

Kayıtlı olan video dosyalarında biri yürütölmek istendiğinde ise video dosyası seç seçeneđi seçildikten sonra Resim 5.7’de gösterilen pencere ile video dosyası seçimi gerçekleştirilmektedir. Seçim penceresinde göröldüğü gibi Video klasörü içinde yer alan video dosyaları listelenmektedir. Yürütölecek video dosyaları MP4, AVI, QuickTime ya da WAVE formatında olabilmektedir.

Görüntü işleme alt menüsü ise Resim 5.8’de gösterildiğı gibi rastgele görüntü al ve görüntü seç menülerini içermektedir.



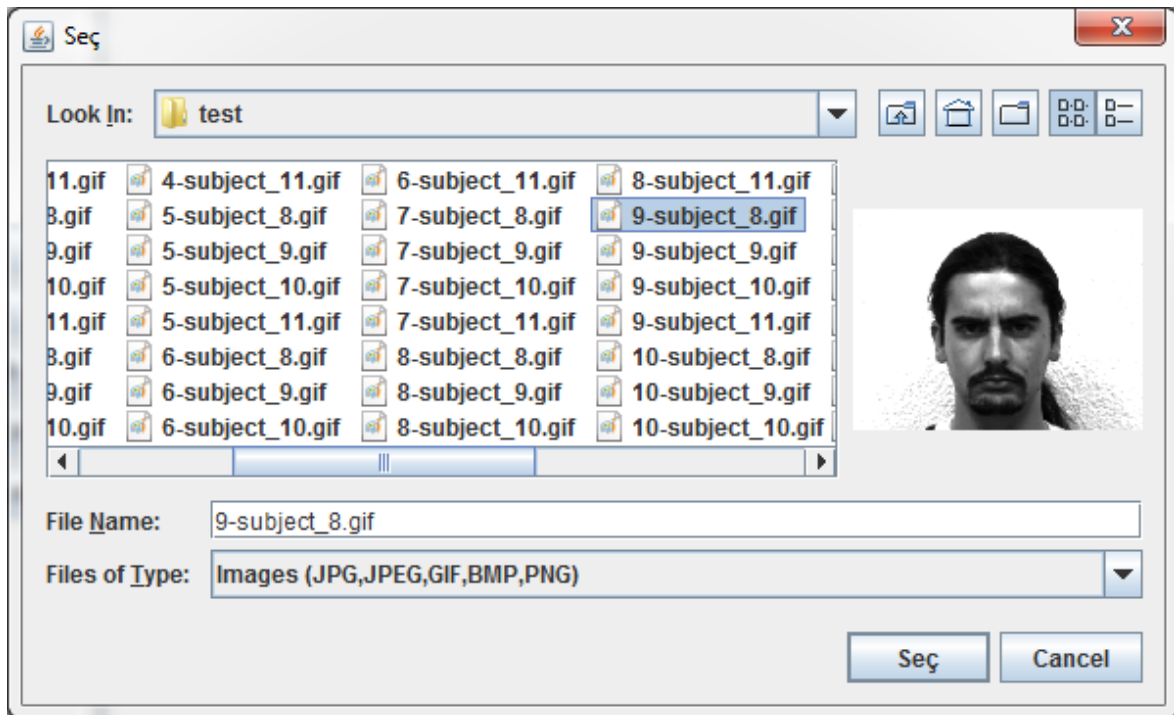
Resim 5.7. Görüntü işleme alt menüsü



Resim 5.8. Rastgele seçilen görüntünün panele eklenmesi ile elde edilen ekran

Rastgele görüntü al seçeneği seçildiğinde Resim 5.9’da verilen ekran ile karşılaşılacaktır. Kullanıcıya sorulmaksızın rastgele seçilen görüntü panele eklenerek sistem yüz bulma ve tanıma adımlarına hazır hale gelmektedir. Yüz bulma ve tanıma adımları henüz gerçekleştirilmediği için görüntü önizleme gösterim paneli ile sınıflandırma ve tanıma süresi bilgilendirme paneli boş olarak ekrana gelmektedir.

Görüntüyü rastgele seçmek yerine görüntü kullanıcı tarafından seçilmek istenirse Resim 5.10’da verilen seçim penceresi ekrana gelmektedir. Seçim penceresinde görüldüğü gibi JPEG, GIF, BMP ve PNG dosyaları seçilebilmektedir. Seçim penceresinde seçilen görüntünün ön izlemesi mümkün kılınmıştır. Seçim penceresi aracılığıyla önceden tanımlanan test görüntülerini içeren test klasörü dışında bir klasöre de erişebilmek mümkündür.



Resim 5.9. Görüntü seçim penceresi

Görünüm menüsü, yüz bulma ve tanıma adımları boyunca panelde yer alan görüntüleri görüntüleme seçeneklerini içermektedir. Resim 5.11’de gösterilen Görünüm menüsü, görünüm oranı, yaklaştır ve uzaklaştır alt menülerini içermektedir. Görünüm oranı menüsü %50, %75 ve %100 oranlarında görüntüleme seçeneklerini içermektedir. Yaklaştır her bir tıklama ile panelde yer alan görüntünün %10 oranında büyütülerek görüntülenmesini

sağlamaktadır. Uzaklaştır alt menüsü ise benzer şekilde panelde bulunan görüntünün %10 oranında küçültülerek uzaklaştırılmasını sağlamaktadır.

Görünüm	Seçenekler	Yardım
Görünüm Oranı ▶	%50	
Yaklaştır	%75	
Uzaklaştır	%100	

Resim 5.10. Görünüm menüsü

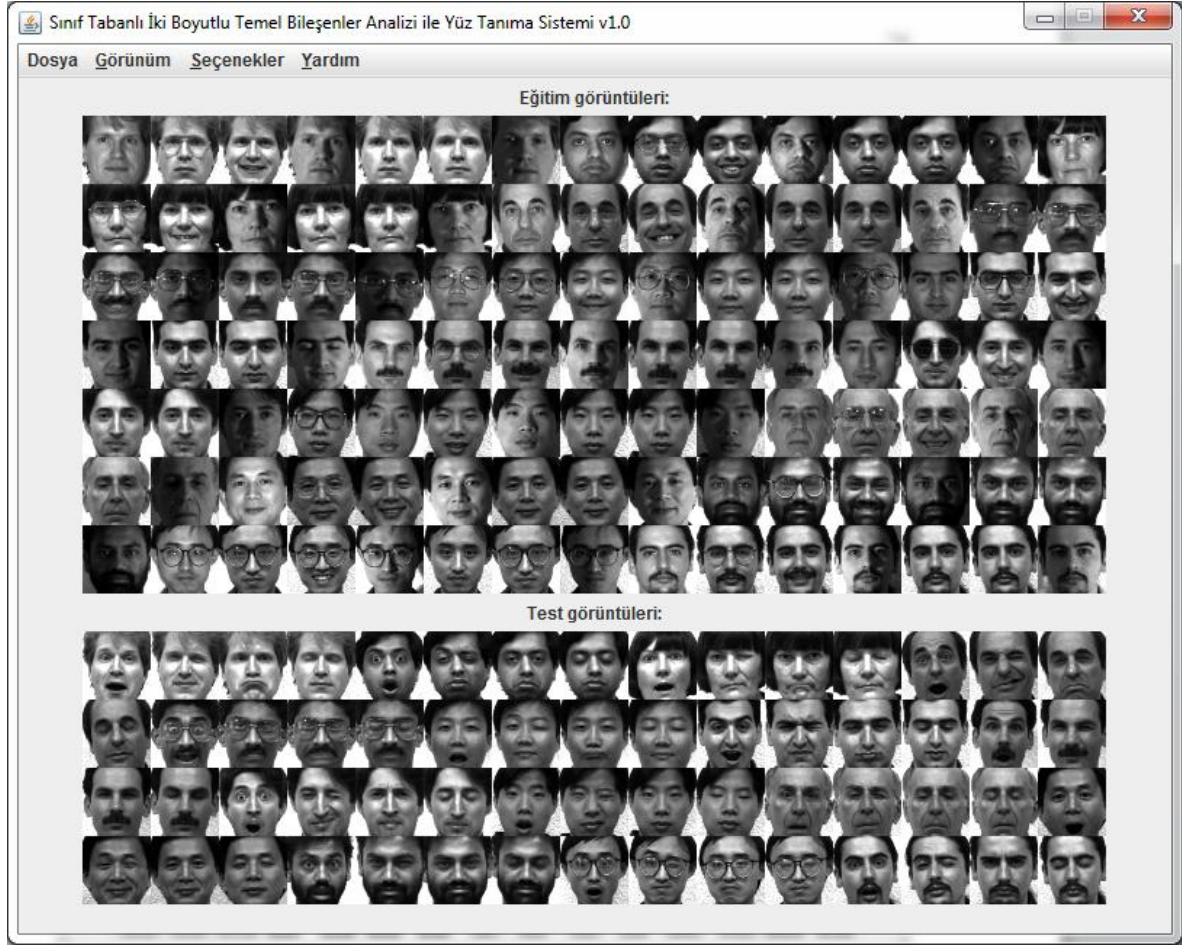
Seçenekler menüsü Resim 5.12’de verildiği gibi yüz görüntülerini görüntüle ve normalize edilmiş yüz görüntülerini görüntüle alt menülerini içermektedir.

Seçenekler	Yardım
Yüz görüntülerini görüntüle	
Normalize edilmiş yüz görüntülerini görüntüle	

Resim 5.11. Seçenekler menüsü

Yüz tanıma sisteminde kullanılan eğitim ve test kümesini oluşturan tüm yüz görüntüleri ile normalize edilen eğitim kümesi görüntüleri Seçenekler menüsü aracılığıyla görüntülenmektedir. Yüz görüntülerini görüntüle seçeneği seçildiğinde kullanılan eğitim ve test görüntüleri görüntülenmektedir. Resim 5.13’te bu seçenek seçildiğinde karşılaşılan ekrana yer verilmiştir.

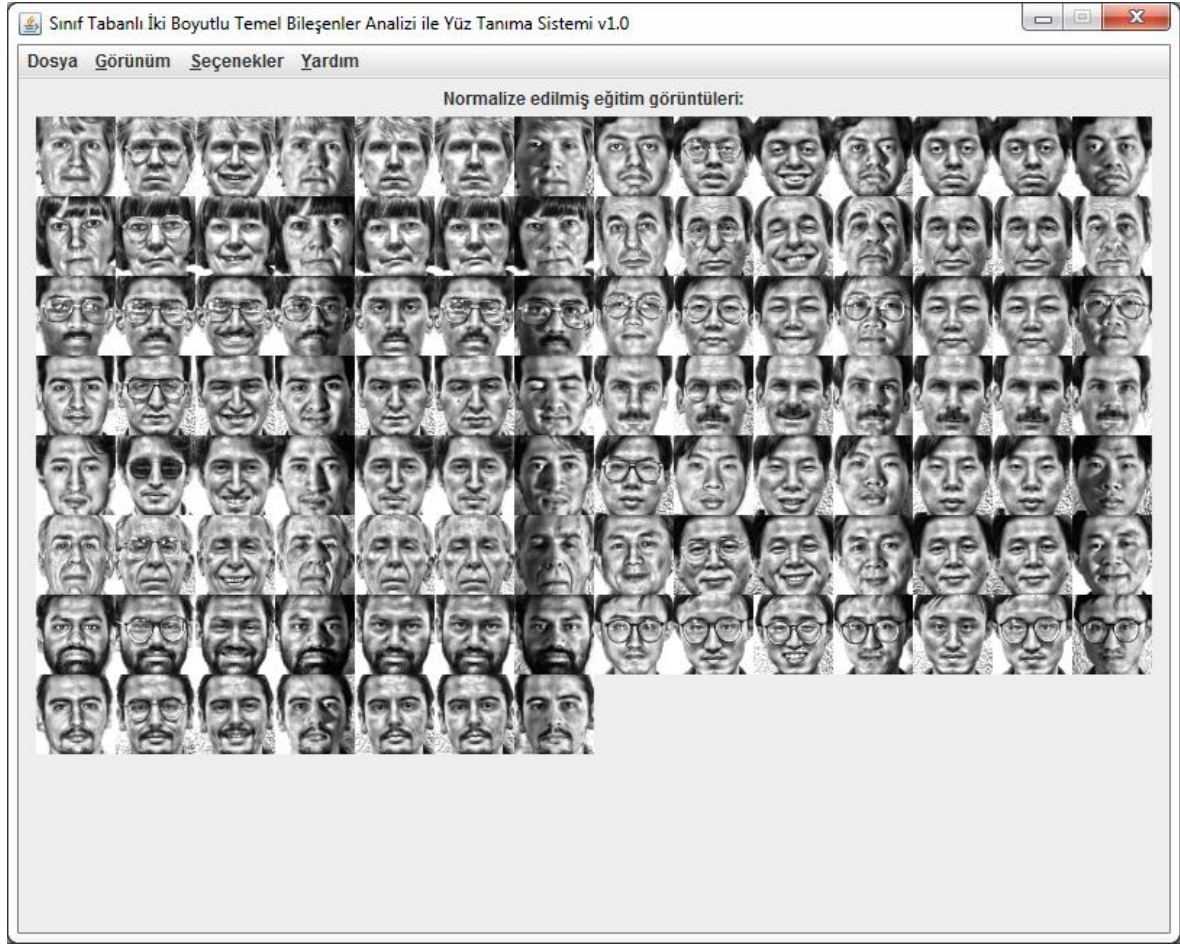
Seçenekler menüsü altında bulunan Normalize edilmiş yüz görüntülerini görüntüle seçeneği seçildiğinde aydınlanma normalizasyonu işlemi sonucunda oluşturulan eğitim görüntüleri Resim 5.14’te gösterildiği şekli ile ekrana gelmektedir.



Resim 5.12. Yüz görüntülerini görüntüle seçeneği ile açılan eğitim ve test görüntülerini görüntüleyen panel

5.4.1. Parametre seçim paneli

Parametre seçim paneli görüntü üzerinde yüz tanıma modülü için oluşturulmuştur. Parametre seçim paneli, Resim 5.3'te gösterildiği gibi KNN algoritması için komşu sayısını belirten k parametresinin ve öznitelik çıkarımı adımıyla kullanılacak öznitelik sayısının belirlendiği metin kutularını içermektedir. Kullanıcı bu panel aracılığıyla sistemde kullanılacak komşu sayısını ve öznitelik sayısını belirlemektedir. Metin kutularına parametre değerleri girilmediği durumda varsayılan değerler kullanılacaktır. Varsayılan değerler olarak komşu sayısı 9, öznitelik sayısı ise 100 olarak tanımlanmıştır.



Resim 5.13. Normalize edilmiş eğitim görüntüleri paneli

5.4.2. Buton paneli

Buton paneli görüntü üzerinde yüz tanıma modülü için yüz bulma ve öznitelik çıkarımı yöntemlerinin kullanılabilmesi için gerekli olan butonları içermektedir. Bu panel üzerinde görüntü üzerindeki yüz bölgesini tespit etmek üzere “Tespit et” butonu yer almaktadır. “Tespit et” butonu tıklandığında yüz görüntüsü üzerinde yüz bölgesi tespit edilmektedir. Buton paneli ayrıca tespit edilen görüntü üzerinde PCA ile tanıma gerçekleştirilmek istendiğinde kullanılacak “Tanı: PCA” butonunu içermektedir. Benzer şekilde 2DPCA ile tanıma için “Tanı: 2DPCA” butonu, önerilen yöntem ile tanıma işlemi için ise “Tanı: C2DPCA” butonu yer almaktadır. Panelde yer alan görüntü dışında bir görüntü panele eklenmek istendiğinde kullanılmak üzere “Yeni görüntü al” butonu panele eklenmiştir.

5.4.3. Görüntü gösterim paneli

Görüntü üzerinde tanıma modülü için yüz bulma ve tanıma işlemleri yapılacak görüntülerin eklendiği paneldir. Aynı panel üzerinde yüz bulma adımı sonucu olarak elde edilen dikdörtgenler ile çevrelenen yüz görüntüleri gösterilmektedir.

5.4.4. Görüntü önileme gösterim paneli

Görüntü önileme gösterim paneli, modül üzerinde test edilmek üzere panele eklenen görüntüden yüz görüntüsünün tespit edilmesinden sonra görüntünün iyileştirilmesi amacıyla uygulanan yöntem sonucu elde edilen yüz görüntüsünün yer aldığı arayüz parçasıdır. Yüz tespit edilmeden bu arayüz üzerinde herhangi bir görüntü yer almamaktadır.

5.4.5. Sınıflandırma ve tanıma süresi bilgilendirme paneli

Sınıflandırma ve tanıma süresi bilgilendirme paneli, görüntü üzerinde yüz tanıma modülünde kullanılan yöntemin, sınıflandırma sonucunun ve örnek sınıf bilgisinin yer aldığı paneldir. Buton paneli kullanılarak yüz bulma ve tanıma işlemleri yapıldıktan sonra bu panel üzerinde elde edilen sonuçlar görüntülenmektedir. Ayrıca, kullanılan yöntemin tanıma işlemini yapabilmek üzere harcadığı süre söz konusu panel üzerine eklenmektedir.

5.5. Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Analiz Sonuçları

Tez çalışması kapsamında önerilen Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma yöntemini görüntü ve video dosyaları üzerinde çalışan bir yüz tanıma sistemine dahil etmenin yanı sıra yöntemleri analiz etmek üzere çok sayıda benzetim çalışması yürütülmüştür. Deney çalışmalarında, geliştirilen uygulamada da kullanılan Resim 5.13'te tüm örnek görüntüleri ile verilen Yale yüz veritabanı kullanılmıştır. C2DPCA yöntemine ek olarak iki yönde izdüşüm alabilen C2D2DPCA yönteminin de performans değerlendirmelerini yapabilmek için PCA, 2DPCA, A2DPCA ve 2D2DPCA yöntemleri ile karşılaştırmalar gerçekleştirilmiştir.

Deney çalışmalarında, Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi ile tespit edilerek orjinal görüntüden kırılan yüz görüntüleri 32×32 piksel boyutlarına göre yeniden boyutlandırılmış şekliyle kullanılmıştır. Yöntemin başarısını gerçekleyebilmek üzere veritabanında bulunan her kişinin 9 görüntüsü eğitim kalan 2 görüntüsü ise test kümesini oluşturacak şekilde eğitim ve test kümeleri oluşturulmuştur. Bu şekilde her örnekten alınan bir görüntü hem eğitim hem de test için farklı deneylerde kullanılabilmiştir. Böylece, toplam 55 adet eğitim ve test kümesi oluşturulmuştur. Her bir deneyde ise 135 görüntü eğitim için kalan 30 görüntü ise test için kullanılmıştır. Oluşturulan eğitim ve test kümelerine Ek-1’de yer verilmiştir. Her bir eğitim ve test kümesi ile elde edilen başarı oranları ise Ek-2’de yer almaktadır. Tüm eğitim ve test kümelerinde belirli bir öznitelik sayısı için elde edilen ortalama başarı oranları Çizelge 5.1’de verilmiştir. Elde edilen ortalama başarı oranlarını mümkün olduğu kadar aynı boyutlarda karşılaştırma yaparak değerlendirmek uygun görülmüştür. Çizelgede görüldüğü gibi öznitelik çıkarımı yapılmadan doğrudan KNN sınıflandırıcısı ile $k=7$ iken sınıflandırma yapıldığında örneklerin %80,85 oranında doğru sınıflandırılabilirdiği görülürken klasik PCA yöntemi ile %80,42 başarı elde edilmiştir. 2DPCA ile ortalama %75,58 başarı oranı, A2DPCA ile ise %74,48 başarı oranı elde edilmiştir. 2D2DPCA yöntemi ile ise %79,76 başarı oranı elde edilebilmiştir. Önerilen C2DPCA yaklaşımı ile başarı oranı %83,70’e çıkarılabilmektedir. İki yönde uygulanan C2D2DPCA ile ise elde edilen en yüksek başarı olan %85,82 oranında doğru sınıflandırma gerçekleştirilmiştir.

Çizelge 5.1. Yale veritabanı üzerinde elde edilen ortalama başarı oranları

Yöntem	Başarı Oranı	Öznitelik Sayısı
-	%80,85	1024
PCA	%80,42	100
2DPCA	%75,58	32×3
A2DPCA	%74,48	3×32
2D2DPCA	%79,76	10×10
C2DPCA	%83,70	32×3
C2D2DPCA	%85,82	10×10

Çizelge 5.2’de ise ilk 20 deneyin detaylı sonuçları yer almaktadır. Çizelgede verilen başarı oranları ilk 20 deney için C2DPCA ve C2D2DPCA yöntemlerinin etkinliğini ortaya koymaktadır. 20 deney arasından toplam 14 deneyde en yüksek başarı oranı önerilen yöntem ile elde edilebilmiştir. En yüksek başarı sağlanamayan deneylerde ise öznitelik

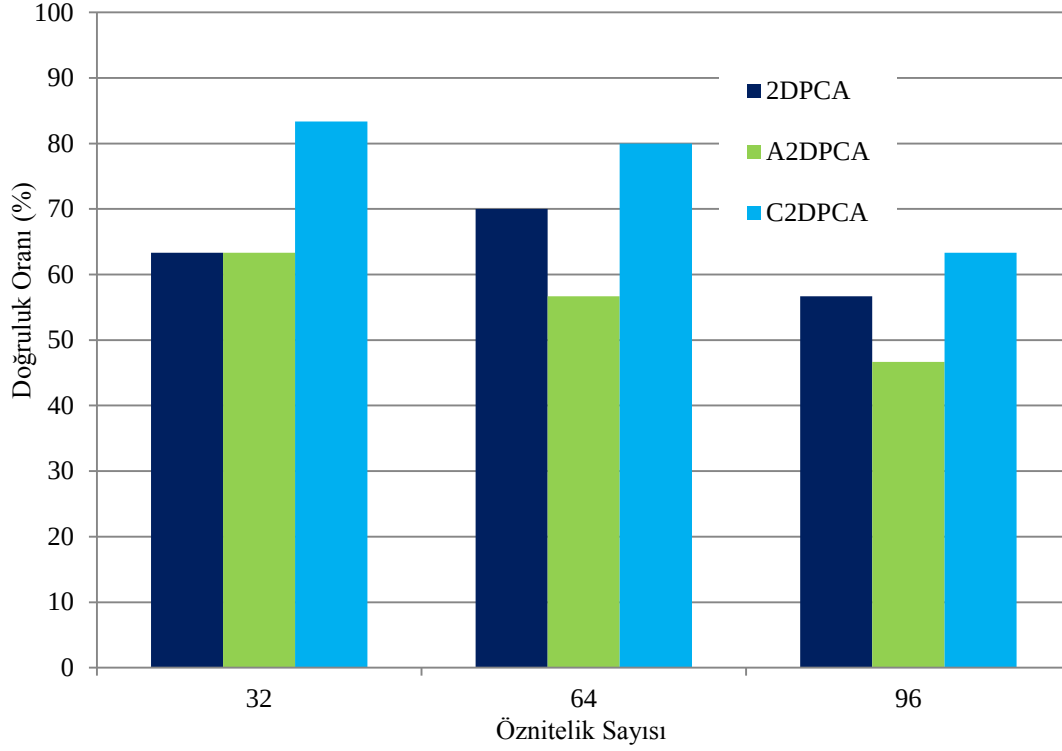
çıkarmı yapılmaksızın başarı oranının %100 gibi yüksek oranlarda olduğu görülmektedir. Önerilen her iki yöntem arasından ise C2D2DPCA yönteminin ilk 20 deneyde daha iyi sonuç verdiği görülmektedir.

Çizelge 5.2. Yale yüz veritabanı üzerinde ilk 20 deney ile elde edilen sonuçlar

-	PCA (100)	2DPCA (32×3)	A2DPCA (3×32)	2D2DPCA (10×10)	C2DPCA (32×3)	C2D2DPCA (10×10)
73,33	66,67	63,33	63,33	70,00	83,33	86,67
70,00	70,00	70,00	73,33	73,33	83,33	90,00
33,33	33,33	33,33	33,33	36,67	63,33	66,67
76,67	73,33	73,33	73,33	73,33	86,67	90,00
70,00	70,00	73,33	70,00	70,00	86,67	90,00
33,33	33,33	26,67	30,00	36,67	53,33	60,00
70,00	70,00	70,00	66,67	70,00	83,33	90,00
76,67	73,33	73,33	73,33	73,33	86,67	90,00
70,00	66,67	66,67	60,00	70,00	76,67	83,33
73,33	73,33	70,00	73,33	73,33	86,67	90,00
100,00	100,00	90,00	93,33	100,00	96,67	96,67
66,67	66,67	50,00	53,33	66,67	60,00	66,67
100,00	100,00	93,33	93,33	100,00	96,67	96,67
100,00	100,00	90,00	93,33	100,00	96,67	96,67
63,33	63,33	50,00	46,67	60,00	66,67	66,67
96,67	96,67	90,00	90,00	96,67	96,67	96,67
100,00	100,00	90,00	93,33	96,67	96,67	96,67
96,67	96,67	80,00	83,33	93,33	86,67	86,67
100,00	100,00	90,00	93,33	100,00	96,67	96,67
70,00	70,00	56,67	60,00	66,67	70,00	73,33

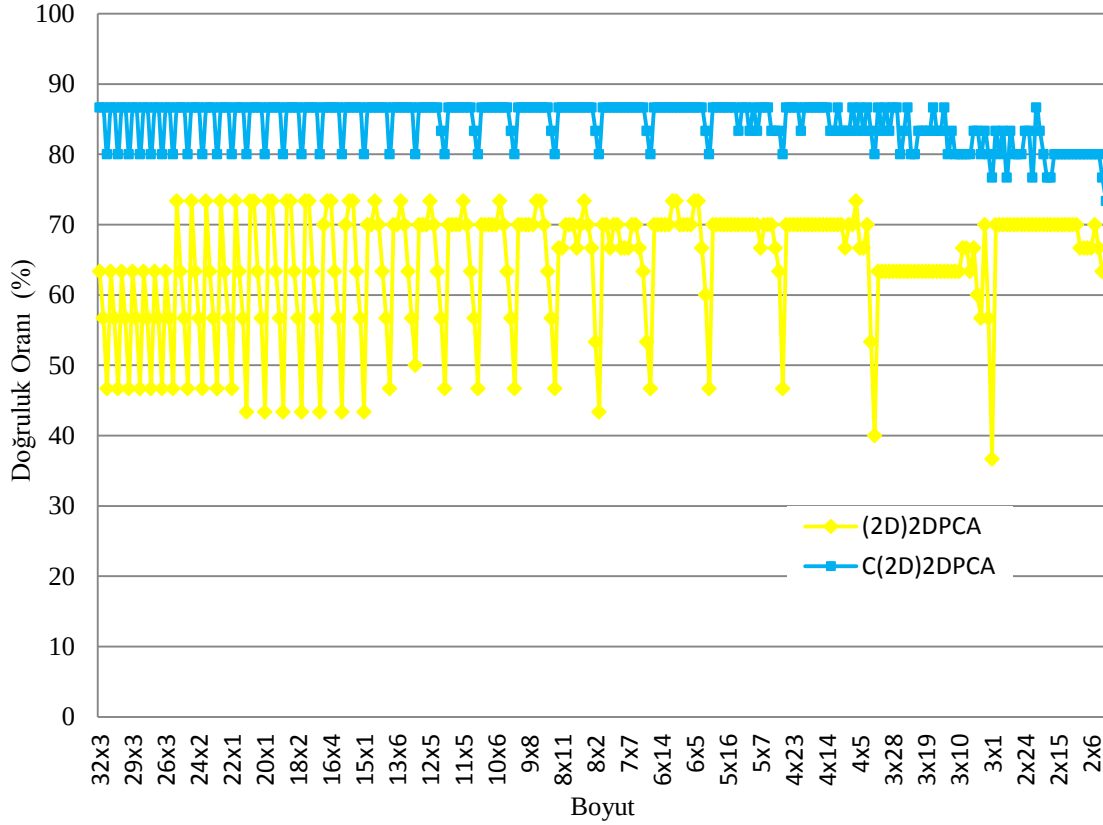
Diğer bir karşılaştırma ise sınıflandırma doğruluk oranı tabanında farklı öznitelik sayılarına göre gerçekleştirilmiştir. Bu benzetim çalışmasında ilk deney için oluşturulan eğitim ve test kümesi kullanılmıştır. İlk olarak iki boyutlu PCA tabanlı yöntemlerin farklı boyutlarda karşılaştırmalarına Şekil 5.3'te yer verilmiştir. Şekilde verilen karşılaştırmalarda kullanmak üzere, 2DPCA ve C2DPCA için öznitelik sayısının 100'den daha az olması hedeflenerek sırasıyla 32×1, 32×2 ve 32×3 boyutlarında öznitelik matrisleri oluşturulmuştur. A2DPCA yöntemi sütun yönünde izdüşüm gerçekleştirebildiği için A2DPCA için gerçekleştirilen benzetim çalışmalarında 1×32, 2×32 ve 3×32 boyutları kullanılmıştır. Şekilde görüldüğü gibi C2DPCA yöntemi ile karşılaştırılan tüm boyutlarda en yüksek başarı oranları elde edilmiştir. Grafikte verilen başarı oranlarına göre en iyi

sınıflandırma performansının C2DPCA yöntemi ile 32×1 boyutlarında elde edildiği görülmektedir.



Şekil 5.3. C2DPCA yönteminin 2DPCA ve A2DPCA iki boyutlu PCA tabanlı yöntemleriyle ilk veri kümesi için boyuta bağlı başarı oranlarına göre karşılaştırılması

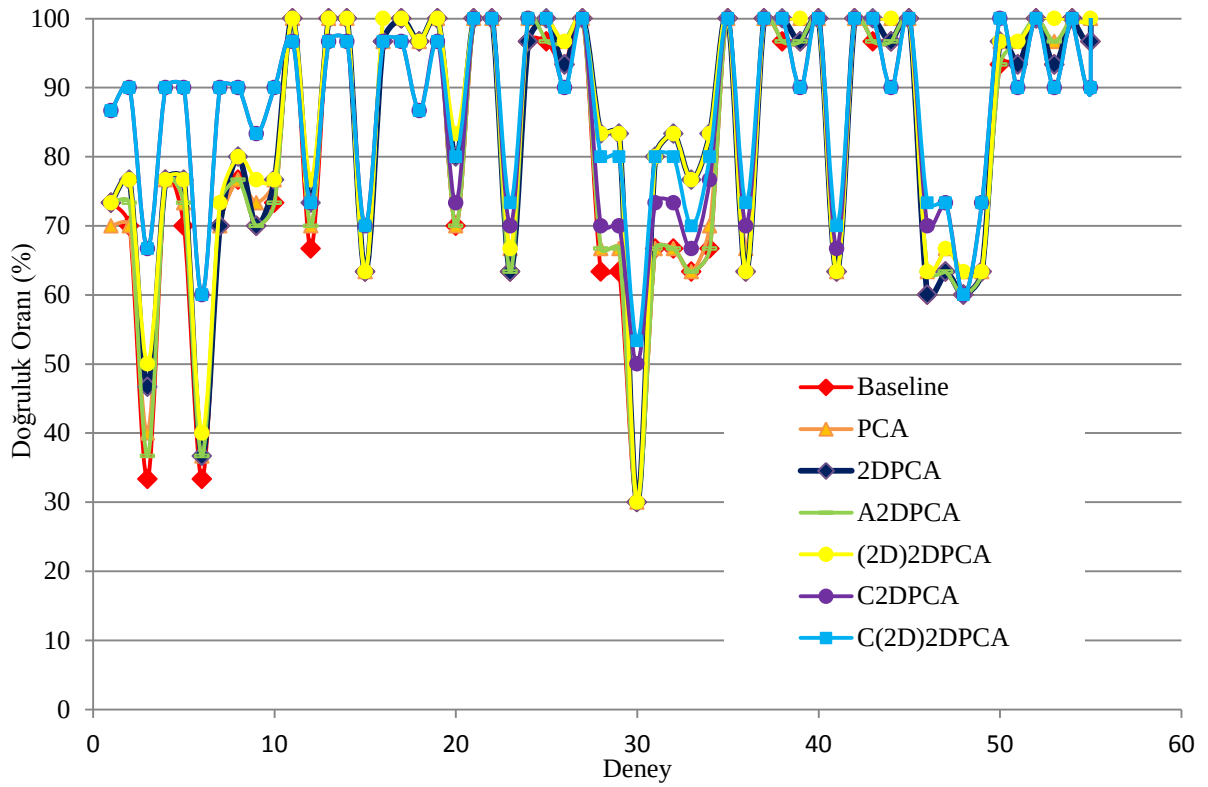
Şekil 5.3'te yapılan karşılaştırmaya benzer olarak iki yönde uygulanabilen iki boyutlu PCA tabanlı yöntemler arasında da bir karşılaştırma yapılmıştır. Bu karşılaştırmada öznitelik sayısı en fazla 100 olacak şekilde oluşturulabilecek tüm boyutlarda izdüşüm gerçekleştirilerek elde edilen başarı oranlarına yer verilmiştir. Şekil 5.4'te önerilen yöntemin iki yönde uygulanmasıyla oluşturulan C2D2DPCA yöntemi ile 2D2DPCA yöntemlerinin boyuta göre doğruluk oranı tabanında değerlendirmelerine yer verilmiştir. Grafikte görüldüğü gibi C2D2DPCA yöntemi ile tüm boyutlarda sınıflandırma doğruluk oranı açısından daha iyi başarı elde edilmiştir. C2D2DPCA yöntemi ile elde edilebilen başarı oranı en yüksek %86,67 iken 2D2DPCA ile %73,34 olabilmektedir. Elde edilen en düşük başarı oranları ise C2D2DPCA için %73,34, 2D2DPCA için ise %36,67 olmuştur. Ortalama başarı oranları ise 2D2DPCA yöntemi ile % 64,62, C2D2DPCA yöntemi ile ise %84,50 olarak hesaplanmıştır.



Şekil 5.4. C2D2DPCA ile 2D2DPCA yöntemlerinin boyuta bağlı doğruluk oranlarına göre karşılaştırılması

Benzetim çalışmalarında kullanılan yöntemlerin en düşük öznetelik sayısı ile sahip oldukları en iyi başarı oranları bakımından karşılaştırmaları ise EK-3'te yer almaktadır. Ekte verilen tabloda görülebileceği gibi C2DPCA ile iki yönde uygulanabilen C2D2DPCA yöntemlerinin düşük boyutlarda dahi oldukça başarı sonuçlar elde ettiği görülmektedir. Elde edilebilen boyuta göre en yüksek başarı ortalamalarına bakıldığında öznetelik çıkarımı yapılmadan elde edilen %80,85 başarı oranının önerilen iki yöntem ile %85,88 ve %87,03'e çıkarıldığı görülmektedir.

Şekil 5.5'te EK-3'te tüm sonuçlarına yer verilen 55 deney ile oluşturulan veri kümeleri ile elde edilen boyuta bağlı olarak en yüksek başarı oranlarının karşılaştırmalarına grafiksel olarak yer verilmiştir. Grafiğe bakıldığında önerilen sınıf tabanlı yöntemin karşılaştırılan yöntemlerden neredeyse tüm deneylerde daha üstün olduğu açıkça görülmektedir.



Şekil 5.5. Yöntemlerin öznelitek sayısına bağılı olarak sahip oldukları en iyi doğruluk oranlarının karşılaştırılması

Çizelge 5.3'te ilk 20 deney için öznelitek sayısına bağılı olarak elde edilebilecek en yüksek başarı oranlarına yer verilmiştir. Çizelge incelendiğinde ilk 20 deney için düşük boyutlarda bile yüksek başarı oranlarının elde edilebildiği görülmektedir. Çizelgeye bakılarak PCA yöntemi ile %100'e yakın başarı elde edildiği durumlar dışında C2DPCA ve C2D2DPCA yönteminin en başarılı yöntemler olduğu söylenebilmektedir.

Çalışma zamanı açısından yapılan değerlendirme sonuçlarına Çizelge 5.4'te yer verilmiştir. Çizelgedeki sonuçlara bakıldığında en hızlı çalışan yöntemin 0,0015 saniye ile 2DPCA olduğu görülmüştür. Önerilen yöntemler ile ise tanıma süreleri 0,0514 ve 0,1680 saniye olmuştur. Fakat ortalama deney sonuçlarına göre en düşük performanslardan birinin 2DPCA ile elde edildiği görülmüştür. C2DPCA yönteminin çalışma zamanının diğer yöntemlere göre uzun olması sınıf tabanlı çalışmasından kaynaklanmaktadır. Önerilen C2DPCA yönteminin sınıf tabanlı çalışması ise diğer yöntemlere göre biraz daha yavaş çalışmasına rağmen sınıflandırma başarısı bakımından daha iyi olmasına neden olmuştur. En yavaş çalışan yöntem ise iki yönde sınıf tabanında çalışmasından dolayı C2D2DPCA yöntemi olarak kaydedilmiştir. Bu sebeple, en iyi sınıflandırma başarısı C2D2DPCA

yöntemi ile elde edilmesine rağmen bu yöntem gerçek zamanlı çalışan İki Boyutlu Temel Bileşen Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi'ne dahil edilmemiştir.

Çizelge 5.3. Yale veritabanında öznelilik sayısına bağlı olarak yöntemlerin sahip oldukları en iyi doğruluk oranlarının ilk 20 deney için karşılaştırılması

-	PCA	2DPCA	A2DPCA	2D2DPCA	C2DPCA	C2D2DPCA
73,33	70,00 (20)	73,33 (32x24)	73,33 (4x32)	73,33 (4x6)	86,67 (32x4)	86,67 (2x2)
70,00	70,00 (6)	76,67 (32x2)	73,33 (2x32)	76,67 (2x9)	90,00 (32x4)	90,00 (2x2)
33,33	40,00 (43)	46,67 (32x2)	36,67 (4x32)	50,00 (2x5)	66,67 (32x4)	66,67 (2x2)
76,67	76,67 (10)	76,67 (32x2)	76,67 (2x32)	76,67 (2x11)	90,00 (32x8)	90,00 (2x5)
70,00	73,33 (13)	76,67 (32x2)	73,33 (4x32)	76,67 (2x11)	90,00 (32x4)	90,00 (2x2)
33,33	36,67 (12)	36,67 (32x5)	36,67 (6x32)	40,00 (7x8)	60,00 (32x4)	60,00 (2x2)
70,00	70,00 (37)	70,00 (32x2)	73,33 (7x32)	73,33 (7x6)	90,00 (32x7)	90,00 (2x2)
76,67	76,67 (10)	80,00 (32x4)	76,67 (2x32)	80,00 (4x8)	90,00 (32x11)	90,00 (2x2)
70,00	73,33 (21)	70,00 (32x4)	70,00 (4x32)	76,67 (5x8)	83,33 (32x11)	83,33 (2x2)
73,33	76,67 (33)	76,67 (32x2)	73,33 (3x32)	76,67 (2x10)	90,00 (32x4)	90,00 (2x2)
100,00	100,00 (37)	100,00 (32x8)	100,00 (4x32)	100,00 (8x6)	96,67 (32x3)	96,67 (2x2)
66,67	70,00 (35)	73,33 (32x2)	70,00 (5x32)	76,67 (2x10)	73,33 (32x11)	73,33 (2x9)
100,00	100,00 (33)	100,00 (32x7)	100,00 (7x32)	100,00 (7x6)	96,67 (32x3)	96,67 (2x2)
100,00	100,00 (13)	100,00 (32x7)	100,00 (7x32)	100,00 (6x7)	96,67 (32x3)	96,67 (2x2)
63,33	63,33 (12)	63,33 (32x9)	63,33 (6x32)	63,33 (9x6)	70,00 (32x4)	66,67 (2x2)
96,67	96,67 (38)	96,67 (32x9)	100,00 (4x32)	100,00 (8x8)	96,67 (32x2)	96,67 (2x2)
100,00	100,00 (32)	100,00 (32x7)	100,00 (6x32)	100,00 (7x6)	96,67 (32x2)	96,67 (2x2)
96,67	96,67 (13)	96,67 (32x14)	96,67 (7x32)	96,67 (12x8)	86,67 (32x2)	86,67 (2x2)
100,00	100,00 (38)	100,00 (32x11)	100,00 (4x32)	100,00 (9x8)	96,67 (32x2)	96,67 (2x2)
70,00	70,00 (43)	80,00 (32x2)	70,00 (5x32)	83,33 (2x11)	73,33 (32x2)	80,00 (2x12)

Çizelge 5.4. Yale yüz veritabanı üzerinde ortalama çalışma zamanlarının karşılaştırılması

Yöntem	Çalışma Zamanı (sn)
PCA	0,0092
2DPCA	0,0015
A2DPCA	0,0095
2D2DPCA	0,0104
C2DPCA	0,0514
C2D2DPCA	0,1680

Geliştirilen İki Boyutlu Temel Bileşen Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi'nde sistemin performansını değerlendirebilmek üzere görüntü üzerinde yüz tanıma ile video üzerinde yüz tanıma modüllerinde performans testleri gerçekleştirilmiştir. Görüntü üzerinde yüz tanıma modülünde eğitim ve test kümesini oluşturmak üzere Yale yüz veritabanı ikiye ayrılmıştır. Eğitim kümesini, veritabanında bulunan her kişinin ilk 7 görüntüsü oluşturmuştur. Test kümesini ise kalan 4'er görüntüler meydana getirmiştir. Yüz tanıma sisteminde kullanılan her bir görüntü 120×120 piksel boyutlarındadır. Haar-benzeri sınıflandırıcılarla tespit edilen yüz görüntüleri CLAHE histogram eşitleme yöntemi ile iyileştirilir. Kullanıcı tarafından yada rastsal olarak seçilen test görüntülerinde yüz bulma ve aydınlanma normalizasyonu yapıldıktan sonra PCA, 2DPCA yada C2DPCA yöntemine göre sınıflandırma yapılmaktadır. Yüz tanıma sisteminde parametre paneli kullanılmaksızın önceden tanımlanan komşu sayısı ($k=9$) ve öznitelik sayısı (100, 2DPCA ve C2DPCA yöntemi için 120×100) kullanılmıştır. Bu modül üzerinde performans değerlendirmeleri sınıflandırma sonucu, test örneği sınıfı ve tanıma süresine bakılarak tespit edilmektedir. Çizelge 5.5'te geliştirilen yüz tanıma sisteminin görüntü üzerinde yüz tanıma modülünün performans değerlendirmesine yer verilmiştir. Çizelgede en yüksek başarı oranının C2DPCA ile elde edildiği görülmektedir. Ayrıca, önerilen C2DPCA yöntemi yüz tanıma sisteminde kullanılan en hızlı çalışan yüz tanıma yöntemlerinden biri olmuştur. Ek-4'te ise tüm test örneklerinin PCA, 2DPCA ve C2DPCA yöntemlerine göre tahmin edilen sınıf etiketleri ile tanıma sürelerine yer verilmiştir. Ekteki sınıf etiketlerine bakılarak hatalı sınıflanan test görüntüleri incelendiğinde C2DPCA ile 60 test görüntüsünden sadece 4 test görüntüsüne yanlış sınıf etiketi verildiği görülmüştür. Yanlış etiketlenen 4 test görüntüsünün ise hem PCA hem de 2DPCA yöntemlerinde hatalı olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. PCA ve 2DPCA yöntemlerinde ise C2DPCA yönteminde doğru sınıflandırılabilen bazı test görüntüleri yanlış sınıflandırılmıştır.

Çizelge 5.5. Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi görüntü üzerinde yüz tanıma modülü performans sonuçları

Yöntem	Ortalama Başarı Oranı (%)	Ortalama Çalışma Zamanı (sn)
PCA	%81,67	7,1004
2DPCA	%88,34	0,5242
C2DPCA	%93,34	0,5975

Resim 5.15'te C2DPCA yöntemi ile hatalı sınıflandırılan test örnekleri gösterilmektedir.

5.15 incelendiğinde dikkati çeken diğer bir unsur yanlış etiketlenen 4 test görüntüsünden 3'ünün aynı yüz ifadesine sahip örnekler olmasıdır. Bu yüz görüntüleri hatalı sınıflandırma olasılığı yüksek olan yüz ifadeleri olarak ele alınabilmektedir. Yale veritabanında söz konusu görüntüler 'surprised' olarak adlandırılmıştır. Bu şekilde adlandırılan örneklerin ifadesi önemli ölçüde değiştiği için sistem bu görüntüler üzerinde yeterince başarılı olamamaktadır. Aydınlanma normalizasyonu adımı ile Yale yüz veritabanında mevcut olan aydınlanma farklılıkları sorunu kısmen ortadan kaldırılabilmişken poz sorunu sebebiyle sistem başarısı daha fazla arttırılamamaktadır.



Resim 5.14. C2DPCA yöntemi ile hatalı sınıflandırılan test kümesi görüntüleri

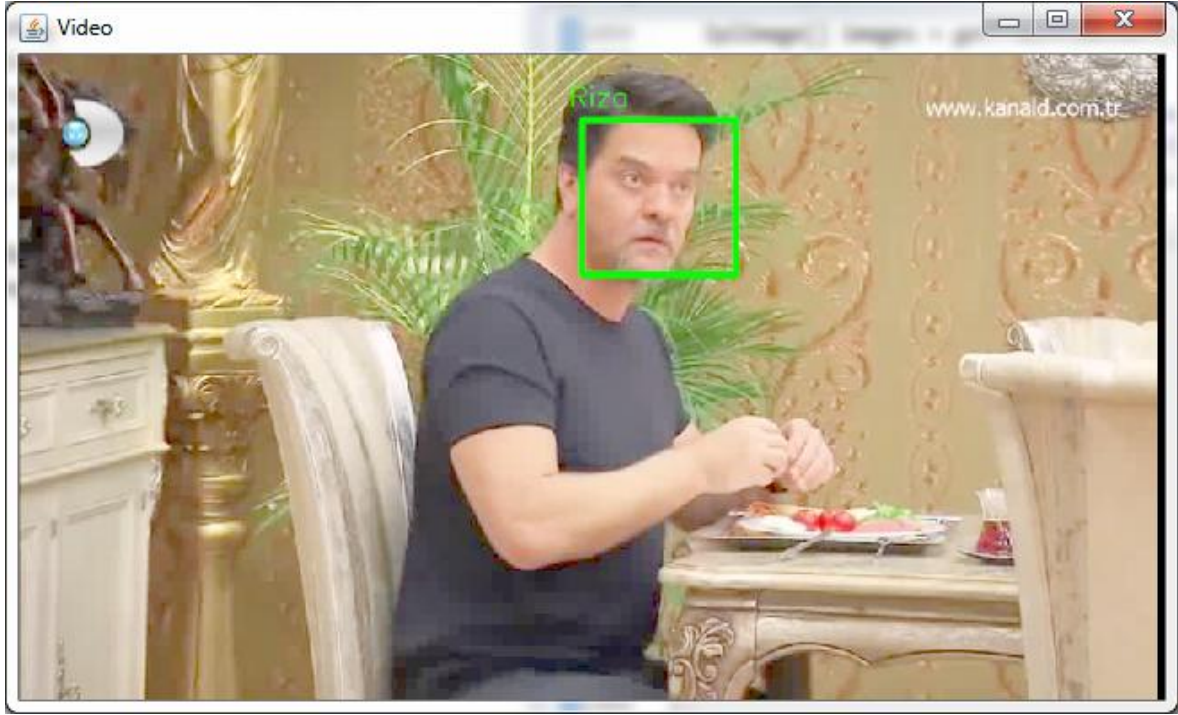
Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi video üzerinde yüz tanıma modülünün gerçek zamanlı performans testlerini yapabilmek üzere bu modül için oluşturulan eğitim kümesinde yer alan örnekleri içeren 2 adet video dosyası kullanılmıştır. Kullanılan videolar 480p olarak da adlandırılan 480×854 piksel çözünürlüğünde MP4 ve AVI video dosyalarıdır. Video seçim penceresini kullanarak seçilebilen diğer video formatları ise denenmemiştir. Video kareleri üzerinde algılanabilecek minimum yüz boyutu 45×45 olarak ayarlanmıştır. Video karelerinden bulunan her bir test görüntüsü ise 80×80 boyutlarına dönüştürülmüştür. Video üzerinde yüz tanıma modülünde tanıma işlemi için C2DPCA ve KNN ($k=7$) algoritmaları kullanılmıştır. C2DPCA yönteminde en iyi performans alınan boyuta bakılmaksızın izdüşüm matrisi

sistemi hızlandırabilmek adına 80×5 boyutlarında oluşturulmaktadır. Çizelge 5.6’da ilk video üzerinde gerçekleştirilen performans sonuçları verilmiştir. Test çalışması için yaklaşık olarak 2 dakika yürütülen video üzerinden kullanılan OpenCVFrameGrabber ile alınan video karelerinden 200 yüz görüntüsü tespit edilmiştir. Bulunan 200 yüz arasından 174’ü doğru sınıflandırılabilirken, 26 yüz görüntüsü hatalı sınıflandırılmıştır. Bu değerlendirme süresince hatalı bulunan bir görüntüye rastlanılmamıştır. Modülün video 1 üzerindeki performansı %87,00 olarak değerlendirilmiştir. Ortalama tanıma süresi ise 0,1041 saniye olarak hesaplanmıştır. Resim 5.16’da Video 1 üzerinde bulma ve tanıma işlemini algoritmaları yürütülerek “Rıza” olarak etiketlenmiş örnek doğru olarak sınıflandırılabilmiştir

Çizelge 5.6. Video üzerinde yüz tanıma modülü video 1 performans sonuçları

Bulunan yüz sayısı	200
Doğru bulunan yüz sayısı	200
Hatalı bulunan yüz sayısı	0
Doğru sınıflandırılan yüz sayısı	174
Yanlış sınıflandırılan yüz sayısı	26
Sınıflandırma başarı oranı (%)	%87,00
Ortalama tanıma süresi (sn)	0,1041

İkinci performans değerlendirmesi için aynı çözünürlükte video 2 olarak adlandırılan farklı bir video dosyası kullanılmıştır. Video 2 üzerinde gerçekleştirilen performans sonuçlarına Çizelge 5.7’de yer verilmiştir. Çizelgede test süresince video 2 dosyasından kullanılan OpenCVFrameGrabber ile alınan video karelerinden ise 200 adet yüzün tespit edildiği görülmektedir. Bulunan 200 adet görüntünün sadece 1 tanesi yüze ait olmayan bir görüntüden oluşmaktadır. 200 görüntüden 145 adeti doğru olarak sınıflandırılabilmiş iken 54 tane yüz görüntüsü hatalı sınıflandırılmıştır. Bu performans testi ile elde edilen başarı oranı %72,50 olarak bulunmuştur. Video üzerinde ortalama yüz görüntüsü tanıma süresi ise 0,1033 saniye olarak kaydedilmiştir.

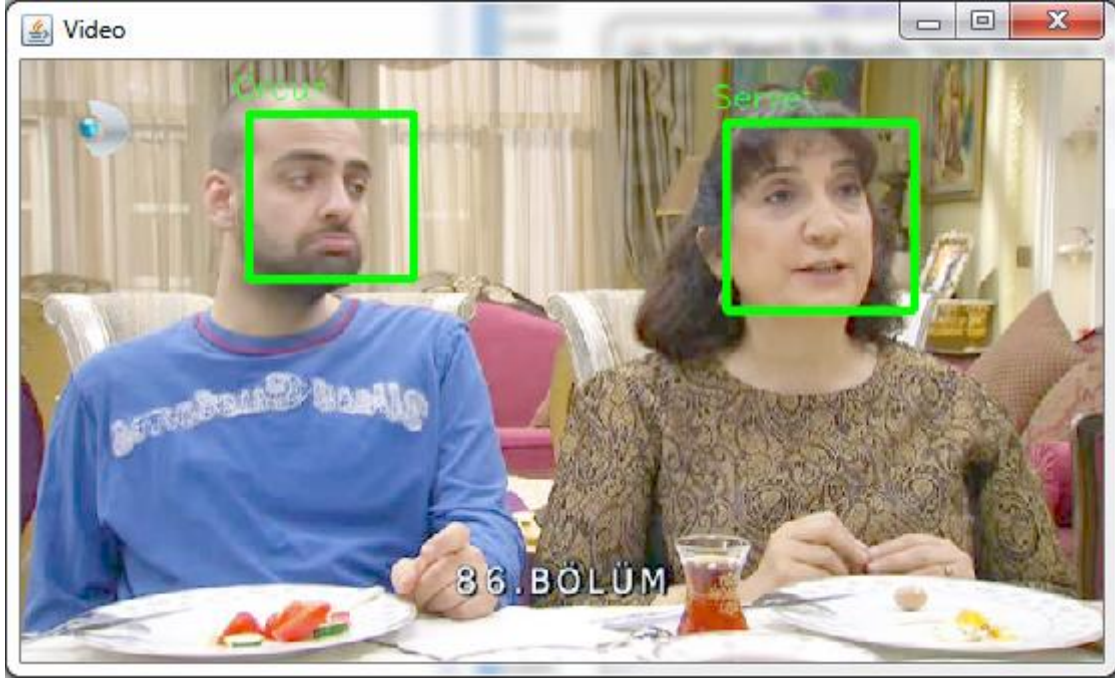


Resim 5.15. Video 1 dosyasından elde edilen bir video karesi

Resim 5.17’de ise video 2’in yürütülmesi sırasında alınan bir video karesi örneği üzerinde bulunan yüz görüntüsü ve önerilen yöntem kullanılarak elde edilen özniteliklerin sınıflandırılması ile tahmin edilen sınıf bilgisi görülmektedir. Resimde de görüldüğü gibi video arka planda yürütülürken tahmin edilen sınıf etiketleri daha önceki adımda bulunarak dikdörtgenler ile çevrelenen yüzün üzerine yazdırılmıştır.

Çizelge 5.7. Video üzerinde yüz tanıma modülü video 2 performans sonuçları

Bulunan yüz sayısı	200
Doğru bulunan yüz sayısı	199
Hatalı bulunan yüz sayısı	1
Doğru sınıflandırılan yüz sayısı	145
Yanlış sınıflandırılan yüz sayısı	54
Sınıflandırma başarı oranı (%)	%72,50
Ortalama tanıma süresi (sn)	0,1033



Resim 5.16. Video 2 dosyasından elde edilen bir video karesi

6. SONUÇ

Yüz tanıma sistemi, iris, parmak izi gibi kimlik belirlemek üzere kullanılan bir biyometrik sistemdir. Sürücü belgeleri, kimlik belgeleri, pasaportlar, seçmen kaydı ve dolandırıcılık tespiti, araç erişimi, ATM, bilgisayar erişimi, video gözetimi, CCTV kontrolü, şüpheli takip ve soruşturma gibi çok sayıda uygulamada yüz tanıma sistemleri kullanılmaktadır. Yüz tanıma sistemlerinin uygulamaları ise güvenlik sebebiyle gün geçtikçe yaygınlaşmaktadır.

Yüz tanıma sistemlerinde kişilerin yüz görüntülerinden özniteliklerin çıkarılarak yüz eşleşme işleminin gerçekleştirilmesi esastır. Yüz tanıma sistemleri, bir algılayıcı ve kamera ile alınan görüntülerden yüze özgü özellikler ve bu özelliklerin yer bilgilerinin kullanılması ile yüz görüntülerinin tespiti adımıyla başlamaktadır. Bu adımdan önce zorunlu olmamakla birlikte görüntünün iyileştirilmesi amacıyla histogram eşitleme, normalizasyon gibi işlemlerin yapıldığı ön işleme adımı gerçekleştirilebilmektedir. Görüntünün daha doğru değerlendirilmesi için bir algılayıcı ve kamera ile alınan görüntünün hizalı değil ise hizalanması gerekmektedir. Sonraki adımda yüz görüntülerin sayısallaştırılması ile elde edilen veriden anlamlı özniteliklerin belirlenerek diğer özniteliklerin çıkarılması gerekmektedir. Son olarak, bir algılayıcı ve kamera aracılığıyla alınan test görüntüleri uygun bir sınıflandırma algoritması kullanılarak geliştirilen ve düşük boyutlu uzay üzerindeki yüz görüntüleri ile eğitilen bir model aracılığıyla sınıflandırılmaktadır.

Gerçek zamanlı olarak kullanılan yüz tanıma sistemlerinde yüz görüntülerinin gerçek zamanlı işlenmesi aydınlanma, poz gibi ortam değişkenleri ile kişilerin kullandıkları gözlük, atkı, şapka gibi bazı aksesuarlar nedeniyle başarıyla gerçekleştirilememektedir. Diğer bir sorun ise yüz görüntülerinin çok boyutlu olmalarıdır. Çok boyutlu yüz görüntülerinden anlamlı özniteliklerin çıkarılması çalışma zamanı bakımından uzun sürmekle birlikte zor olmaktadır. Bu sebeple diğer görüntü tanıma uygulamalarında olduğu gibi öznitelik çıkarımı yaklaşımı anlamsız, ilgisiz ve gereksiz özniteliklerin belirlenerek çıkarılması amacıyla yüz tanıma uygulamalarında da kullanılmaktadır.

Tez çalışması kapsamında yüz tanıma sistemlerinde kullanılan yüz bulma ve yüz tanıma yöntemleri incelenmiştir. Yüz bulma yöntemleri bilgi tabanlı, öznitelik tabanlı ve görüntü

tabanlı yöntemler ile şablon eşleme yöntemleri kategorileri altında incelenmiştir. Yüz tanıma yöntemleri ise öznitelik tabanlı ve holistik yöntemler olarak iki kategoride incelenmiştir. Bu yöntemler arasında holistik yöntemler kategorisi altında incelenen PCA tabanlı yöntemlerin ayrı bir şekilde ele alınmasını mümkün kılacak sayıda çalışmaya rastlanılmıştır. Son zamanlarda çok sayıda araştırmacı PCA tabanlı yöntemlerin basit olmasına karşın bir o kadar da etkin yöntemler olması sebebiyle bu yöntemlere odaklanmıştır. Tez çalışması kapsamında PCA, 2DPCA, A2DPCA, DiaPCA, BDPCA, E2DPCA, 2D2DPCA, V2DPCA, KPCA ve K2DPCA yöntemleri teorik olarak incelenmiştir. Bölüm 3'te detaylı şekilde anlatılan PCA tabanlı yöntemler genellikle PCA ve 2DPCA yöntemlerinin eksiklerini gidermek üzere geliştirildiklerinden bu yöntemlerle karşılaştırılmıştır.

Tez çalışmasında Bölüm 3'te anlatılan yöntemler geliştirilerek PCA tabanlı sınıf bazında çalışan yeni bir iki boyutlu yüz tanıma tekniği ile bu tekniğin her iki yönde çalışan varyasyonu önerilmiştir. Önerilen yöntemleri orjinal uzay, PCA, 2DPCA, A2DPCA ve 2D2DPCA yöntemleri ile karşılaştırmak üzere Matlab ortamında deneyler yürütülmüştür. Ayrıca, C2DPCA yöntemi tabanında bir yüz tanıma sistemi de geliştirilmiştir. Geliştirilen sistemde yüz görüntüleri ile video üzerinde yüz tanıma mümkün kılınmıştır. Geliştirilen sistemin görüntü üzerinde yüz tanıma modülü ile Matlab ortamında yürütülen deneylerde Yale yüz veritabanı kullanılmıştır. Video üzerinde yüz tanıma modülünde ise Google görseller aracılığıyla Yalan Dünya dizisinin karakterlerinden oluşturulan veritabanı ile dizi videoları kullanılmıştır. Benzetim çalışmalarında, geliştirilen sistem ile tespit edilerek kırılan yüz görüntülerini doğrudan kullanmak yerine çalışma zamanını azaltmak amacıyla 32×32 piksel boyutlarına dönüştürülen yüz görüntüleri kullanılmıştır. PCA, 2DPCA, A2DPCA, 2D2DPCA ve önerilen yöntemin öznitelik sayısına bağlı başarı oranları karşılaştırılmıştır. En yüksek başarımın C2DPCA ve C2D2DPCA ile elde edildiği görülmüştür. Orjinal uzay, PCA, 2DPCA, A2DPCA, 2D2DPCA, C2DPCA ve C2D2DPCA yöntemleri doğruluk oranı tabanında değerlendirildikten sonra iki boyutlu yöntemler olan 2DPCA, A2DPCA ve C2DPCA arasında ayrı bir karşılaştırma yapılmıştır. Yapılan bu karşılaştırmada en iyi performans C2DPCA ile elde edilmiştir. Benzer şekilde, iki yönde uygulanabilen iki boyutlu yöntemler olan 2D2DPCA ile C2D2DPCA arasında da bazı karşılaştırmalar yapılmıştır. C2D2DPCA yönteminin tüm şartlarda en iyi sonucu verdiği tespit edilmiştir. Diğer bir benzetim çalışması ise tanıma zamanı açısından

gerçekleştirilmiştir. Tanıma zamanı açısından yapılan incelemede önerilen yöntemin sınıf tabanlı çalıştığı için diğer yöntemlere göre biraz daha yavaş çalıştığı belirlenmiştir.

Geliştirilen Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler ile Yüz Tanıma Sistemi'nin görüntü üzerinde yüz tanıma modülünün performansı değerlendirildiğinde hem çalışma zamanı bakımından hem de sınıflandırma performansı bakımından oldukça iyi sonuçlar elde edildiği görülmüştür. Geliştirilen yöntem ile PCA ve 2DPCA yöntemlerinden daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Video üzerinde yüz tanıma modülünde ise aydınlanma, poz gibi ortam değişkenleri gibi şartlar yüz tanımayı olumsuz etkilemesine rağmen sistemin başarıyla çalıştığı görülmüştür. Geliştirilen sistemin performansını değerlendirmek üzere 2 adet video üzerindeki yüz görüntüleri gerçek zamanlı olarak tanınmaya çalışılmıştır. İlk video üzerinde iyi bir performans sergilenmesine rağmen yürütülen ikinci video dosyasında nispeten daha düşük bir başarı elde edilebilmiştir. Bu durum sınıflandırma işleminde kullanılan parametrelerin optimize olmaması ve video üzerinde aydınlanma, ortam ve poz gibi değişkenler ile eğitim kümesinde yer alan görüntüler üzerindeki değişkenlerin arasındaki farklılıklar ile açıklanabilmektedir.

Yürütülen performans değerlendirmeleri, önerilen C2DPCA ve C2D2DPCA yöntemlerinin doğruluk oranı bakımından üstün olduğu sonucunu ortaya çıkarmaktadır. Yöntemler çalışma zamanı bakımından değerlendirildiğinde ise özellikle C2DPCA yönteminin sınıf tabanlı çalıştığı için karşılaştırılan yöntemlere göre daha yavaş çalışmasına rağmen gereksinim duyduğu sürenin gerçek zamanlı sistemler için uygulanabilir düzeyde olduğu görülmüştür.

Tez çalışması kapsamında geliştirilen C2DPCA ve C2D2DPCA yöntemleri ile Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi'ne ek olarak literatürde yer alan yüz tanıma yöntemleri detaylı bir şekilde irdelenmiştir. Daha sonraki çalışmalarda; burada önerilmiş olan C2DPCA ve C2D2DPCA yöntemlerinin tez çalışması kapsamında belirtilen eksiklerinin giderilerek söz konusu yöntemlerin geliştirilmesi hedeflenmektedir. Geliştirilen yüz tanıma sistemi iyileştirilmeye çalışılacaktır. Ayrıca, geleceğe yönelik bir çalışma olarak ele alınabilecek diğer bir konu ise alt uzay seçimi için kullanılabilecek yaklaşımlar olacaktır. Alt uzay seçimi için farklı yaklaşımlar denenecektir. Hem görüntü üzerinde hem de video üzerinde daha başarılı ve daha hızlı çalışabilecek gürbüz bir yüz tanıma sistemi geliştirilmeye çalışılacaktır.

KAYNAKLAR

- Abate, A. F., Nappi, M., Riccio, D. ve Sabatino, G. (2007). 2D and 3D face recognition : A survey. *Pattern Recognition Letters*, 28, 1885–1906.
- Al-Arashi, W. H., Ibrahim, H. ve Suandi, S. A. (2014). Optimizing principal component analysis performance for face recognition using genetic algorithm. *Neurocomputing*, 128, 415–420.
- Bartlett, M. S., Lades, M. H. ve Sejnowskic, T. J. (1998). Independent component representations for face recognition. In *SPIE Symposium on Electronic Imaging Science and Technology*, 528–539.
- Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P. ve Kriegman, D. J. (1997). Eigenfaces vs . Fisherfaces : Recognition Using Class Specific Linear Projection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7), 711–720.
- Belkin, M. ve Niyogi, P. (2002). Laplacian Eigenmaps for Dimensionality Reduction and Data Representation. *Neural Computation*, 15, 1373–1396.
- Bradski, G. (2000). The OpenCV Library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*.
- Brunelli, R. ve Poggio, T. (1993). Face recognition: features versus templates. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(10), 1042–1052.
- Cai, D., He, X. ve Han, J. (2005). *Subspace Learning Based on Tensor Analysis*.
- Campadelli, P. ve Lanzarotti, R. (2005). A Face Recognition System Based on Local Feature Characterization. In M. Tistarelli, J. Bigun ve E. Grosso (Eds.), *Advanced Studies in Biometrics Lecture Notes in Computer Science*, 3161, 147–152
- Cayton, L. (2005). Algorithms for manifold learning. *University of California at San Diego Technical Reports*, 44, 973–980.
- Chen, Q., Wu, H. ve Yachida, M. (1995). Face Detection by Fuzzy Pattern Matching. In *Fifth IEEE International Conference Computer Vision*, 591–596.
- Chetverikov, D. ve Lerch, A. (1993). Multiresolution Face Detection. *Theoretical Foundations of Computer Vision*, 19(11), 1185–1198.
- Comon, P. (1994). Independent component analysis, A new concept? *Signal Processing*, 36, 287–314.
- Cox, I. J., Ghosn, J. ve Yianilos, P. N. (1996). Feature-Based Face Recognition Using Mixture-Distance. In *CVPR '96, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 209–216.
- Cox, T. ve Cox, M. (2001). *Multidimensional Scaling*. (B. Raton, Ed.) (2nd ed.). Chapman Hall.

- Crowley, J. L., Bedrune, J. M., Bekker, M. ve Schneider, M. (1994). Integration and Control of Reactive Visual Processes. In *ECCV '94 Proceedings of the Third European Conference*, 32–38.
- Déniz, O., Castrillón, M. ve Hernández, M. (2003). Face recognition using independent component analysis and support vector machines. *Pattern Recognition Letters*, 24(13), 2153–2157.
- Ding, M., Lu, C., Lin, Y. ve Tong, L. (2007). Symmetry Based Two-Dimensional Principal Component Analysis for Face Recognition. In *4th International Symposium on Neural Networks*, 1048–1055.
- Draper, B. A., Baek, K., Bartlett, S. ve Beveridge, J. R. (2003). Recognizing faces with PCA and ICA. *Computer Vision and Image Understanding*, 91, 115–137.
- Eleyan, A. ve Demirel, H. (2005). Face Recognition System Based on PCA and Feedforward Neural Networks. In *Computational Intelligence and Bioinspired Systems, Lecture Notes in Computer Science*, 3512, 935–942
- Fisher, R. A. (1936). The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. *Annals of Eugenics*, 7(7), 179–188.
- Gottumukkal, R. ve Asari, V. K. (2004). An improved face recognition technique based on modular PCA approach. *Pattern Recognition Letters*, 25(4), 429–436.
- Internet: Hsieh, T. Utechzone Machine Vision Prize URL: <http://robinhsieh.com/?p=156>, Son Erişim Tarihi: 02.08.2014
- Jafri, R. ve Arabnia, H. R. (2009). A Survey of Face Recognition Techniques. *Journal of Information Processing Systems*, 5(2), 41–68.
- Kanade, T. (1973). *Picture Processing by Computer Complex and Recognition of Human Faces*. PhD Thesis, Kyoto University.
- Kirby, M. ve Sirovich, L. (1990). Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the Characterization of Human Faces. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(1), 103–108.
- Kotropoulos, C. ve Pitas, I. (1997). Rule-based face detection in frontal views. *Proceedings of International Conference Acoustics, Speech and Signal*, 4, 2537–2540.
- Kumar, A. P., Das, S. ve Kamakoti, V. (2004). Face Recognition Using Weighted Modular Principle Component Analysis. In *11th International Conference Neural Information Processing (ICONIP 2004)*, 362–367.
- Laughlin, S. (1981). A Simple Coding Procedure Enhances a Neuron's Information Capacity. *Z. Naturforsch*, 36, 910–912.

- Lawrence, S., Giles, C. L., Chung, A. ve Back, A. D. (1997). Face recognition: a convolutional neural-network approach. *IEEE transactions on neural networks*, 8(1), 98–113.
- Leung, T. K., Burl, M. C. ve Perona, P. (1995). Finding Faces in Cluttered Scenes Using Random Labeled Graph Matching. In *Fifth IEEE International Conference Computer Vision*, 637–644.
- Li, B. ve Yin, H. (2005). Face Recognition Using RBF Neural Networks and Wavelet Transform. In *Advances in Neural Network, Lecture Notes in Computer Science*, 3497, 105–111.
- Li, H., Wang, S. ve Qi, F. (2004). Automatic Face Recognition by Support Vector Machines. In *Combinatorial Image Analysis, Lecture Notes in Computer Science*, 3322, 716–725.
- Li, J., Yang, Z., Song, Y., Yang, Q. ve Zhai, F. (2011). A Real-Time Face Recognition System Based on BDPCA Plus BDDLDA. In *Procedia Environmental Sciences, 2nd International Conference on Challenges in Environmental Science and Computer Engineering (CESCE 2011)*, 11, 139–146.
- Li, S. Z. ve Jain, A. K. (2011). *Handbook of Face Recognition* (Second., p. 699). Springer.
- Li, X., Pang, Y. ve Yuan, Y. (2010). L1-norm-based 2DPCA. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Part B, Cybernetics*, 40(4), 1170–1175.
- Maaten, L. J. P. Van Der, Postma, E. O. ve Herik, H. J. Van Den. (2008). Dimensionality Reduction : A Comparative Review.
- Melin, P., Felix, C. ve Castillo, O. (2005). Face Recognition Using Modular Neural Networks and the Fuzzy Sugeno Integral for Response Integration. *International Journal of Intelligent Systems*, 20(2), 275–291.
- Meng, J. ve Zhang, W. (2007). Volume measure in 2DPCA-based face recognition. *Pattern Recognition Letters*, 28(10), 1203–1208.
- Nedevschi, S., Peter, I. R., Dobos, I.-A. ve Prodan, C. (2010). An improved PCA type algorithm applied in face recognition. In *IEEE International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP)*, 259–262.
- Nefian, A. V. ve Hayes III, M. H. (1999). Face Recognition using an embedded HMM. In *IEEE International Conference Audio Video Biometric based Person Authentication*, 19–24.
- Nhat, V. D. M. ve Lee, S. (2007). Kernel-based 2DPCA for Face Recognition. In *IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, 35–39.
- Osuna, E., Freund, R. ve Girosi, F. (1997). Training support vector machines: an application to face detection. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 130–136.

- Patil, A. M., Kolhe, S. R. ve Patil, P. M. (2010). 2D Face Recognition Techniques : A Survey. *International Journal of Machine Intelligence*, 2(1), 74–83.
- Pizer, S. M., Amburn, E. P., Austin, J. D., Cromartie, R., Geselowitz, A., Greer, T., ... Zuiderveld, K. (1987). Adaptive Histogram Equalization and Its Variations.pdf. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 39, 355–368.
- Quanxue, G., Yiyang, L., Yamin, L. ve Haijun, Z. (2010). Directional Principal Component Analysis for Image Matrix. In *International Conference on Computational Aspects of Social Networks*, 374–377.
- Reddy, K. R. L., Babu, G. R. ve Kishore, L. (2010). Face recognition based on eigen features of multi scaled face components and an artificial neural network. *Procedia Computer Science*, 2(2009), 62–74.
- Reza, A. M. (2004). Realization of the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) for Real-Time Image Enhancement. *The Journal of VLSI Signal Processing-Systems for Signal, Image, and Video Technology*, 38(1), 35–44.
- Rowley, H. A., Baluja, S. ve Kanade, T. (1995). Human Face Detection in Visual Scenes. In *Advances in Neural Information Processing Systems 8 (NIPS Conference)*, 875–881.
- Safayani, M., Manzuri Shalmani, M. T. ve Khademi, M. (2008). Extended Two-Dimensional PCA for efficient face representation and recognition. *2008 4th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing*, 295–298.
- Sakai, T., Nagao, M. ve Fujibayashi, S. (1969). Line Extraction and Pattern Detection in a Photograph. *Pattern Recognition*, 1(3), 233–236.
- Samaria, F. S. (1994). *Face recognition using Hidden Markov Models*. PhD Thesis, University of Cambridge.
- Samaria, F. S. ve Harter, A. C. (1994). Parameterisation of a Stochastic Model for Human Face Identification. In *Proceedings of the Second IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 1994*, 138–142.
- Satoh, S., Nakamura, Y. ve Kanade, T. (1999). Name-It : Naming and Detecting Faces in New Videos. *IEEE Multimedia*, 6(1), 22–35.
- Saul, L. K. ve Roweis, S. T. (2000). *An Introduction to Locally Linear Embedding. Technical Report*.
- Saxe, D., Foulds, R. ve Box, P. O. (1996). Toward Robust Skin Identification in Video Images. In *Second International Conference Automatic Face and Gesture Recognition*, 379–384.

- Schneiderman, H. ve Kanade, T. (1998). Probabilistic modeling of local appearance and spatial relationships for object recognition. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 45–51.
- Scholkopf, B., Smola, A. ve Muller, K. R. (1998). Nonlinear Component Analysis as a Kernel Eigenvalue Problem. *Neural Computation*, 10(5), 1299–1319.
- Sirohey, S. A. (1993). *Human Face Segmentation and Identification*. Technical Report CS-TR-3176.
- Sirovich, L. ve Kirby, M. (1987). Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. *Journal of the Optical Society of America A*, 4, 519–524.
- Stevens, K. N., Cover, T. M. ve Hart, P. E. (1967). Nearest Neighbor Pattern Recognition. *Journal IEEE Transactions on Information Theory*, 13(1), 21–27.
- Sung, K.-K. ve Poggio, T. (1998). Example-based learning for view-based human face detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(1), 39–51.
- Tenenbaum, J. B., Silva, V. De ve Langford, J. C. (2000). A Global Geometric Framework for Nonlinear Dimensionality Reduction. *Science*, 290(5500), 2319–2323.
- Tolba, A. S., El-Baz, A. H. ve El-Harby, A. A. (2006). Face Recognition : A Literature Review. *International Journal of Information and Communication Engineering*, 2(2), 88–103.
- Turhal, Ü. Ç. ve Duysak, A. (2011). An algorithm to minimize within-class scatter and to. *Turkish Journal of Electrical Engineeringve Computer Sciences*, 19(6), 929–939.
- Turk, M ve Pentland, A. (1991). Face Recognition Using Eigenfaces. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '91)*, 3, 586–591.
- Turk, Matthew ve Pentland, A. (1991). Eigenfaces For Recognition. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 3(1), 71–86.
- Vasilescu, M. A. O. ve Terzopoulos, D. (2002). Multilinear image analysis for facial recognition. In *International Conference On Pattern Recognition (ICPR '02)*, 2, 511–514.
- Viola, P. ve Jones, M. J. (2004). Robust Real-Time Face Detection. *International Journal of Computer Vision*, 57(2), 137–154.
- Wang, L., Wang, X., Zhang, X. ve Feng, J. (2005). The equivalence of two-dimensional PCA to line-based PCA. *Pattern Recognition Letters*, 26(1), 57–60.
- Wiskott, L., Fellous, J.-M., Krüger, N. ve von Der Malsburg, C. (1997). Face recognition by elastic bunch graph matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7), 775–779.

- Yang, G. ve Huang, T. S. (1994). Human Face Detection in Complex. *Pattern Recognition*, 27(1), 53–63.
- Yang, J., Zhang, D., Frangi, A. F. ve Yang, J. (2004). Two-Dimensional PCA : A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(1), 131–137.
- Yang, M., Ahuja, N. ve Kriegman, D. (2000). Face recognition using kernel eigenfaces. In *International Conference on Image Processing*, 37–40.
- Yang, M.-H., Kriegman, D. J. ve Ahuja, N. (2002). Detecting Faces in Images : A Survey, 24(1), 34–58.
- Yang, M.-H., Roth, D. ve Ahuja, N. (2000). A SNoW-Based Face Detector. In *Advances in Neural Information Processing Systems 12 (NIPS Conference)*, 855–861.
- Yang, Q. ve Ding, X. (2002). Symmetrical PCA in Face Recognition. In *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'02)*, 2, 97–100.
- Yuille, A. L., Cohen, D. S. ve Hallinan, P. W. (1989). Feature extraction from faces using deformable templates. In *Proceedings CVPR'89: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 104–109.
- Zeng, Y., Feng, D. ve Xiong, L. (2011). An Algorithm of Face Recognition Based on the Variation of 2DPCA, 1, 303–310.
- Zhang, D. ve Zhou, Z. (2005). (2D)2PCA : 2-Directional 2-Dimensional PCA for Efficient Face Representation and Recognition. *Neurocomputing*, 69(1-3), 224–231.
- Zhang, D. ve Zhou, Z.-H. (2006). Diagonal principal component analysis for face recognition. *Pattern Recognition*, 39(1), 140–142.
- Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P. J. ve Rosenfeld, A. (2003). Face Recognition : A Literature Survey. *ACM Computing Surveys*, 35(4), 399–458.
- Zhou, C., Wang, L., Zhang, Q. ve Wei, X. (2013). Face recognition based on PCA image reconstruction and LDA. *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 124(22), 5599–5603.
- Zuiderveld, K. (1994). Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization. In P. Heckbert (Ed.), *Graphics Gems IV*. Academic Press, New York.
- Zuo, W., Wang, K. ve Zhang, D. (2005). Bi-Directional PCA with Assembled Matrix Distance Metric, (1), 2–5.
- Zuo, W., Wang, K., Zhang, D. ve Zhang, H. (2007). Combination of two novel LDA-based methods for face recognition. *Neurocomputing*, 70(4-6), 735–742.

EKLER

EK-1. Yale veritabanından elde edilen eğitim ve test kümeleri

Çizelge 1.1. Yale veritabanından elde edilen eğitim ve test kümeleri

Deney	Eğitim									Test	
1	3	4	5	6	7	8	9	10	11	1	2
2	2	4	5	6	7	8	9	10	11	1	3
3	2	3	5	6	7	8	9	10	11	1	4
4	2	3	4	6	7	8	9	10	11	1	5
5	2	3	4	5	7	8	9	10	11	1	6
6	2	3	4	5	6	8	9	10	11	1	7
7	2	3	4	5	6	7	9	10	11	1	8
8	2	3	4	5	6	7	8	10	11	1	9
9	2	3	4	5	6	7	8	9	11	1	10
10	2	3	4	5	6	7	8	9	10	1	11
11	1	4	5	6	7	8	9	10	11	2	3
12	1	3	5	6	7	8	9	10	11	2	4
13	1	3	4	6	7	8	9	10	11	2	5
14	1	3	4	5	7	8	9	10	11	2	6
15	1	3	4	5	6	8	9	10	11	2	7
16	1	3	4	5	6	7	9	10	11	2	8
17	1	3	4	5	6	7	8	10	11	2	9
18	1	3	4	5	6	7	8	9	11	2	10
19	1	3	4	5	6	7	8	9	10	2	11
20	1	2	5	6	7	8	9	10	11	3	4
21	1	2	4	6	7	8	9	10	11	3	5
22	1	2	4	5	7	8	9	10	11	3	6
23	1	2	4	5	6	8	9	10	11	3	7
24	1	2	4	5	6	7	9	10	11	3	8
25	1	2	4	5	6	7	8	10	11	3	9
26	1	2	4	5	6	7	8	9	11	3	10
27	1	2	4	5	6	7	8	9	10	3	11
28	1	2	3	6	7	8	9	10	11	4	5

EK-1. (devam) Yale veritabanından elde edilen eğitim ve test kümeleri

Çizelge 1.1. (devam) Yale veritabanından elde edilen eğitim ve test kümeleri

Deney	Eğitim									Test	
29	1	2	3	5	7	8	9	10	11	4	6
30	1	2	3	5	6	8	9	10	11	4	7
31	1	2	3	5	6	7	9	10	11	4	8
32	1	2	3	5	6	7	8	10	11	4	9
33	1	2	3	5	6	7	8	9	11	4	10
34	1	2	3	5	6	7	8	9	10	4	11
35	1	2	3	4	7	8	9	10	11	5	6
36	1	2	3	4	6	8	9	10	11	5	7
37	1	2	3	4	6	7	9	10	11	5	8
38	1	2	3	4	6	7	8	10	11	5	9
39	1	2	3	4	6	7	8	9	11	5	10
40	1	2	3	4	6	7	8	9	10	5	11
41	1	2	3	4	5	8	9	10	11	6	7
42	1	2	3	4	5	7	9	10	11	6	8
43	1	2	3	4	5	7	8	10	11	6	9
44	1	2	3	4	5	7	8	9	11	6	10
45	1	2	3	4	5	7	8	9	10	6	11
31	1	2	3	5	6	7	9	10	11	4	8
32	1	2	3	5	6	7	8	10	11	4	9
33	1	2	3	5	6	7	8	9	11	4	10
34	1	2	3	5	6	7	8	9	10	4	11
35	1	2	3	4	7	8	9	10	11	5	6
36	1	2	3	4	6	8	9	10	11	5	7
37	1	2	3	4	6	7	9	10	11	5	8
38	1	2	3	4	6	7	8	10	11	5	9
39	1	2	3	4	6	7	8	9	11	5	10
40	1	2	3	4	6	7	8	9	10	5	11
41	1	2	3	4	5	8	9	10	11	6	7

EK-1. (devam) Yale veritabanından elde edilen eğitim ve test kümeleri

Çizelge 1.1. (devam) Yale veritabanından elde edilen eğitim ve test kümeleri

Deney	Eğitim									Test	
42	1	2	3	4	5	7	9	10	11	6	8
43	1	2	3	4	5	7	8	10	11	6	9
44	1	2	3	4	5	7	8	9	11	6	10
45	1	2	3	4	5	7	8	9	10	6	11
46	1	2	3	4	5	6	9	10	11	7	8
47	1	2	3	4	5	6	8	10	11	7	9
48	1	2	3	4	5	6	8	9	11	7	10
49	1	2	3	4	5	6	8	9	10	7	11
50	1	2	3	4	5	6	7	10	11	8	9
51	1	2	3	4	5	6	7	9	11	8	10
52	1	2	3	4	5	6	7	9	10	8	11
53	1	2	3	4	5	6	7	8	11	9	10
54	1	2	3	4	5	6	7	8	10	9	11
55	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11

EK-2. (devam) Yale veritabanından elde edilen veri kümeleri üzerinde yapılan karşılaştırmalar

Çizelge 2.1. (devam) Yale veritabanından elde edilen veri kümeleri üzerinde yapılan karşılaştırmalar

Deney	-	PCA	2DPCA	A2DPCA	2D2DPCA	C2DPCA	C2D2DPCA
23	63,33	63,33	56,67	53,33	63,33	70,00	70,00
24	96,67	96,67	96,67	93,33	96,67	100,00	100,00
25	96,67	96,67	100,00	96,67	96,67	100,00	100,00
26	93,33	93,33	93,33	90,00	93,33	90,00	90,00
27	100,00	100,00	100,00	100,00	96,67	100,00	100,00
28	63,33	63,33	56,67	60,00	66,67	63,33	76,67
29	63,33	63,33	56,67	56,67	66,67	63,33	76,67
30	30,00	30,00	13,33	16,67	30,00	50,00	50,00
31	66,67	66,67	63,33	53,33	63,33	70,00	73,33
32	66,67	66,67	60,00	60,00	66,67	66,67	76,67
33	63,33	63,33	46,67	53,33	60,00	53,33	63,33
34	66,67	66,67	56,67	60,00	63,33	73,33	76,67
35	100,00	100,00	96,67	96,67	100,00	100,00	100,00
36	63,33	63,33	56,67	53,33	60,00	66,67	70,00
37	100,00	100,00	96,67	93,33	100,00	100,00	100,00
38	96,67	96,67	100,00	96,67	96,67	100,00	100,00
39	96,67	96,67	93,33	90,00	90,00	90,00	90,00
40	100,00	100,00	96,67	96,67	96,67	100,00	100,00
41	63,33	63,33	56,67	50,00	60,00	66,67	66,67
42	100,00	100,00	96,67	93,33	100,00	100,00	100,00
43	96,67	96,67	96,67	93,33	96,67	100,00	100,00
44	96,67	93,33	90,00	90,00	93,33	90,00	90,00

EK-2. (devam) Yale veritabanından elde edilen veri kümeleri üzerinde yapılan karşılaştırmalar

Çizelge 2.1. (devam) Yale veritabanından elde edilen veri kümeleri üzerinde yapılan karşılaştırmalar

Deney	-	PCA	2DPCA	A2DPCA	2D2DPCA	C2DPCA	C2D2DPCA
45	100,00	100,00	100,00	93,33	96,67	100,00	100,00
46	60.00	60.00	53.33	46.67	56.67	70.00	70.00
47	63.33	63.33	56.67	53.33	63.33	66.67	70.00
48	60.00	60.00	46.67	43.33	60.00	60.00	60.00
49	63.33	60.00	56.67	56.67	63.33	70.00	70.00
50	93.33	93.33	93.33	90.00	93.33	100.00	100.00
51	93.33	93.33	90.00	83.33	90.00	90.00	90.00
52	100.00	100.00	96.67	90.00	96.67	100.00	100.00
53	93.33	93.33	90.00	90.00	90.00	90.00	90.00
54	100.00	100.00	100.00	96.67	100.00	100.00	100.00
55	96.67	96.67	93.33	90.00	93.33	90.00	90.00

EK-3. Yale veritabanından elde edilen veri kümeleri üzerinde boyuta göre en iyi performans karşılaştırmaları

Çizelge 3.1. Yale veritabanından elde edilen veri kümeleri üzerinde boyuta göre en iyi performans karşılaştırmaları

Deney	-	PCA	2DPCA	A2DPCA	2D2DPCA	C2DPCA	C2D2DPCA
1	73,33	70,00 (20)	73,33 (32x24)	73,33 (4x32)	73,33 (4x6)	86,67 (32x4)	86,67 (2x2)
2	70,00	70,00 (6)	76,67 (32x2)	73,33 (2x32)	76,67 (2x9)	90,00 (32x4)	90,00 (2x2)
3	33,33	40,00 (43)	46,67 (32x2)	36,67 (4x32)	50,00 (2x5)	66,67 (32x4)	66,67 (2x2)
4	76,67	76,67 (10)	76,67 (32x2)	76,67 (2x32)	76,67 (2x11)	90,00 (32x8)	90,00 (2x5)
5	70,00	73,33 (13)	76,67 (32x2)	73,33 (4x32)	76,67 (2x11)	90,00 (32x4)	90,00 (2x2)
6	33,33	36,67 (12)	36,67 (32x5)	36,67 (6x32)	40,00 (7x8)	60,00 (32x4)	60,00 (2x2)
7	70,00	70,00 (37)	70,00 (32x2)	73,33 (7x32)	73,33 (7x6)	90,00 (32x7)	90,00 (2x2)
8	76,67	76,67 (10)	80,00 (32x4)	76,67 (2x32)	80,00 (4x8)	90,00 (32x11)	90,00 (2x2)
9	70,00	73,33 (21)	70,00 (32x4)	70,00 (4x32)	76,67 (5x8)	83,33 (32x11)	83,33 (2x2)
10	73,33	76,67 (33)	76,67 (32x2)	73,33 (3x32)	76,67 (2x10)	90,00 (32x4)	90,00 (2x2)
11	100,00	100,00 (37)	100,00 (32x8)	100,00 (4x32)	100,00 (8x6)	96,67 (32x3)	96,67 (2x2)
12	66,67	70,00 (35)	73,33 (32x2)	70,00 (5x32)	76,67 (2x10)	73,33 (32x11)	73,33 (2x9)
13	100,00	100,00 (33)	100,00 (32x7)	100,00 (7x32)	100,00 (7x6)	96,67 (32x3)	96,67 (2x2)
14	100,00	100,00 (13)	100,00 (32x7)	100,00 (7x32)	100,00 (6x7)	96,67 (32x3)	96,67 (2x2)
15	63,33	63,33 (12)	63,33 (32x9)	63,33 (6x32)	63,33 (9x6)	70,00 (32x4)	66,67 (2x2)
16	96,67	96,67 (38)	96,67 (32x9)	100,00 (4x32)	100,00 (8x8)	96,67 (32x2)	96,67 (2x2)
17	100,00	100,00 (32)	100,00 (32x7)	100,00 (6x32)	100,00 (7x6)	96,67 (32x2)	96,67 (2x2)
18	96,67	96,67 (13)	96,67 (32x14)	96,67 (7x32)	96,67 (12x8)	86,67 (32x2)	86,67 (2x2)
19	100,00	100,00 (38)	100,00 (32x11)	100,00 (4x32)	100,00 (9x8)	96,67 (32x2)	96,67 (2x2)
20	70,00	70,00 (43)	80,00 (32x2)	70,00 (5x32)	83,33 (2x11)	73,33 (32x2)	80,00 (2x12)
21	100,00	100,00 (4)	100,00 (32x2)	100,00 (2x32)	100,00 (2x3)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)

EK-3. (devam) Yale veritabanından elde edilen veri kümeleri üzerinde boyuta göre en iyi performans karşılaştırmaları

Çizelge 3.1. (devam) Yale veritabanından elde edilen veri kümeleri üzerinde boyuta göre en iyi performans karşılaştırmaları

Deney	-	PCA	2DPCA	A2DPCA	2D2DPCA	C2DPCA	C2D2DPCA
22	100,00	100,00 (7)	100,00 (32x2)	100,00 (2x32)	100,00 (2x3)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)
23	63,33	66,67 (10)	63,33 (32x2)	63,33 (6x32)	66,67 (2x6)	70,00 (32x3)	70,00 (2x2)
24	96,67	100,00 (16)	96,67 (32x3)	100,00 (7x32)	100,00 (7x7)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)
25	96,67	100,00 (4)	100,00 (32x3)	96,67 (2x32)	100,00 (2x6)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)
26	93,33	96,67 (31)	93,33 (32x3)	96,67 (7x32)	96,67 (4x8)	90,00 (32x2)	90,00 (2x2)
27	100,00	100,00 (16)	100,00 (32x2)	100,00 (3x32)	100,00 (2x4)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)
28	63,33	66,67 (40)	83,33 (32x2)	66,67 (5x32)	83,33 (2x11)	70,00 (32x2)	76,67 (2x3)
29	63,33	66,67 (26)	83,33 (32x2)	66,67 (5x32)	83,33 (2x11)	70,00 (32x2)	76,67 (2x2)
30	30,00	30,00 (10)	30,00 (32x6)	30,00 (7x32)	30,00 (6x12)	50,00 (32x3)	50,00 (2x2)
31	66,67	66,67 (41)	80,00 (32x2)	66,67 (5x32)	80,00 (2x17)	73,33 (32x2)	76,67 (2x2)
32	66,67	66,67 (33)	83,33 (32x2)	66,67 (5x32)	83,33 (2x14)	73,33 (32x2)	76,67 (2x3)
33	63,33	63,33 (13)	76,67 (32x2)	63,33 (6x32)	76,67 (2x11)	66,67 (32x14)	70,00 (2x3)
34	66,67	70,00 (27)	83,33 (32x2)	66,67 (6x32)	83,33 (2x11)	76,67 (32x2)	76,67 (2x3)
35	100,00	100,00 (4)	100,00 (32x5)	100,00 (7x32)	100,00 (5x8)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)
36	63,33	66,67 (12)	63,33 (32x2)	63,33 (7x32)	63,33 (2x2)	70,00 (32x4)	70,00 (2x2)
37	100,00	100,00 (57)	100,00 (32x13)	100,00 (7x32)	100,00 (7x6)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)
38	96,67	100,00 (4)	100,00 (32x3)	96,67 (2x32)	100,00 (3x2)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)
39	96,67	100,00 (15)	96,67 (32x14)	96,67 (4x32)	100,00 (12x7)	90,00 (32x2)	90,00 (2x2)
40	100,00	100,00 (17)	100,00 (32x2)	100,00 (6x32)	100,00 (2x3)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)
41	63,33	63,33 (8)	63,33 (32x2)	63,33 (6x32)	63,33 (2x2)	66,67 (32x3)	70,00 (2x13)
42	100,00	100,00 (51)	100,00 (32x13)	100,00 (7x32)	100,00 (7x6)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)

EK-3. (devam) Yale veritabanından elde edilen veri kümeleri üzerinde boyuta göre en iyi performans karşılaştırmaları

Çizelge 3.1. (devam) Yale veritabanından elde edilen veri kümeleri üzerinde boyuta göre en iyi performans karşılaştırmaları

Deney	-	PCA	2DPCA	A2DPCA	2D2DPCA	C2DPCA	C2D2DPCA
43	96,67	100,00 (4)	100,00 (32x6)	96,67 (6x32)	100,00 (6x9)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)
44	96,67	100,00 (14)	96,67 (32x13)	96,67 (4x32)	100,00 (12x7)	90,00 (32x2)	90,00 (2x2)
45	100,00	100,00 (17)	100,00 (32x2)	100,00 (6x32)	100,00 (2x3)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)
46	60,00	63,33 (10)	60,00 (32x2)	63,33 (7x32)	63,33 (2x4)	70,00 (32x3)	70,00 (2x2)
47	63,33	66,67 (12)	63,33 (32x2)	63,33 (6x32)	66,67 (2x6)	73,33 (32x4)	70,00 (2x2)
48	60,00	63,33 (12)	60,00 (32x9)	60,00 (7x32)	63,33 (8x6)	60,00 (32x3)	60,00 (2x2)
49	63,33	63,33 (12)	63,33 (32x2)	63,33 (10x32)	63,33 (2x4)	73,33 (32x2)	70,00 (2x2)
50	93,33	96,67 (10)	96,67 (32x7)	93,33 (6x32)	96,67 (3x8)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)
51	93,33	96,67 (14)	93,33 (32x5)	96,67 (7x32)	96,67 (7x7)	90,00 (32x2)	90,00 (2x2)
52	100,00	100,00 (49)	100,00 (32x13)	100,00 (8x32)	100,00 (10x20)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)
53	93,33	96,67 (13)	93,33 (32x5)	96,67 (4x32)	100,00 (9x7)	90,00 (32x2)	90,00 (2x2)
54	100,00	100,00 (17)	100,00 (32x2)	100,00 (6x32)	100,00 (2x6)	100,00 (32x2)	100,00 (2x2)
55	96,67	100,00 (14)	96,67 (32x11)	100,00 (6x32)	100,00 (11x6)	90,00 (32x2)	90,00 (2x2)

EK-4. Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi deney sonuçları

Çizelge 4.1. Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi deney sonuçları

Örnek	Örnek sınıfı	PCA		2DPCA		C2DPCA	
		Tahmin edilen sınıf	Tanıma süresi	Tahmin edilen sınıf	Tanıma süresi	Tahmin edilen sınıf	Tanıma süresi
1	1	1	7,358	1	0,687	1	0,687
2	1	1	6,957	1	0,561	1	0,592
3	1	1	7,051	5	0,515	1	0,608
4	1	1	7,02	1	0,515	1	0,593
5	2	2	7,27	2	0,499	2	0,593
6	2	2	7,098	2	0,515	2	0,592
7	2	3	6,724	9	0,499	2	0,593
8	2	2	7,16	2	0,5	2	0,593
9	3	3	7,176	3	0,515	3	0,577
10	3	3	7,098	3	0,516	3	0,593
11	3	14	7,0043	3	0,515	3	0,608
12	3	3	7,192	3	0,53	3	0,577
13	4	4	7,051	4	0,515	4	0,608
14	4	4	7,161	4	0,53	4	0,593
15	4	4	7,036	4	0,515	4	0,592
16	4	4	6,864	4	0,53	4	0,609
17	5	5	7,067	5	0,499	5	0,608
18	5	5	7,224	5	0,514	5	0,592
19	5	5	7,02	5	0,546	5	0,578
20	5	5	8,034	5	0,515	5	0,577

EK-4. (devam) Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi deney sonuçları

Çizelge 4.1. (devam) Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi deney sonuçları

Örnek	Örnek sınıfı	PCA		2DPCA		C2DPCA	
		Tahmin edilen sınıf	Tanıma süresi	Tahmin edilen sınıf	Tanıma süresi	Tahmin edilen sınıf	Tanıma süresi
21	6	6	7,114	6	0,514	6	0,593
22	6	6	7,052	6	0,531	6	0,592
23	6	6	7,005	6	0,515	6	0,593
24	6	6	7,067	6	0,53	6	0,593
25	7	7	7,177	7	0,515	7	0,593
26	7	7	6,88	7	0,531	7	0,609
27	7	13	7,082	13	0,514	13	0,599
28	7	11	7,113	7	0,499	7	0,593
29	8	8	7,363	12	0,515	8	0,608
30	8	8	6,973	8	0,53	8	0,593
31	8	12	7,176	14	0,515	4	0,593
32	8	8	7,676	8	0,515	8	0,608
33	9	9	6,864	9	0,53	9	0,593
34	9	9	6,911	9	0,53	9	0,593
35	9	3	7,223	9	0,499	9	0,592
36	9	9	7,363	9	0,515	9	0,608
37	10	10	7,004	10	0,531	10	0,593
38	10	10	7,02	10	0,531	10	0,592
39	10	10	6,942	10	0,53	10	0,593
40	10	10	7,052	10	0,515	10	0,608
41	11	11	7,082	11	0,53	11	0,577

EK-4. (devam) Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi deney sonuçları

Çizelge 4.1. (devam) Sınıf Tabanlı İki Boyutlu Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma Sistemi deney sonuçları

42	11	11	7,082	11	0,499	11	0,592
43	11	5	7,644	11	0,515	11	0,592
44	11	11	6,879	11	0,53	11	0,592
45	12	12	6,942	12	0,577	12	0,593
46	12	3	6,973	9	0,515	9	0,593
47	12	5	7,161	1	0,515	5	0,593
48	12	3	7,146	12	0,53	12	0,64
49	13	13	7,02	13	0,53	13	0,593
50	13	13	6,973	13	0,499	13	0,624
51	13	5	6,989	13	0,499	13	0,624
52	13	13	7,005	13	0,531	13	0,593
53	14	14	7,162	14	0,577	14	0,593
54	14	14	7,036	14	0,515	14	0,593
55	14	14	7,098	14	0,515	14	0,592
56	14	14	7,067	14	0,53	14	0,592
57	15	15	7,005	15	0,5	15	0,578
58	15	15	7,066	15	0,515	15	0,609
59	15	15	6,927	15	0,577	15	0,593
60	15	15	7,145	15	0,515	15	0,593

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : GÜZEL TURHAN, Ceren
 Uyruğu : T.C.
 Doğum tarihi ve yeri : 11.04.1988, Ankara
 Medeni hali : Evli
 Telefon : 0 (312) 582 31 19
 Faks : 0 (312) 230 84 34
 e-mail : cerenguzel@gazi.edu.tr



Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet tarihi
Yüksek lisans	Gazi Üniversitesi/ Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı	Devam Ediyor
Lisans	Çankaya Üniversitesi/ Mühendislik Fak. Bilgisayar Mühendisliği Bölümü (Burslu) (Çift Anadal)	2011
Lisans	Çankaya Üniversitesi/ Fen Edebiyat Fak. Matematik ve Bilgisayar Bilimleri (Burslu)	2011
Lise	Ömer Seyfettin Lisesi	2005

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2011-Halen	Gazi Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü	Araştırma Görevlisi

Yabancı Dil

İngilizce

Hobiler

Sinema, Tiyatro, Dans, Müzik

Yayınlar

- Bilge, H. Ş., Guzel, C. (2013). Lorentz Manifoldu Üzerinde Yüz Tanıma. *IEEE 21. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı (SİU)*.
- Güzel, C., Kaya, M., Yıldız, O., Bilge, H. Ş. (2013). Breast Cancer Diagnosis Based On Naive Bayes Machine Learning Classifier With Knn Missing Value Imputation. *AWERProcedia Information Technology and Computer Science (INSODE)*, 4, 410–416.
- Turhan, C. G., Bilge. H. S. (2014). Linear Discriminant Analysis for feature extraction on block based spatial domain. *4rd World Conference on Innovation and Computer Sciences (INSODE)*.
- Turhan, C. G., Bilge. H. S. (2014). Lorentz uzayında eksen bilgisine dayalı kNN algoritması. *IEEE 22. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı (SİU)*, 2030–2033.
- Turhan, C. G., Okay, F. Y., Yildiz, O., Bilge, H. S. (2014) . Dimensionality reduction with PCA in block based DCT domain. *International Conference on Advanced Technology ve Sciences (ICAT'14) Proceedings Book*, 216–220.



GAZİ GELECEKTİR...