

**ANKARA ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**GERÇEK ZAMANLI SAYISAL GÖRÜNTÜ İŞLEME VE ÖRÜNTÜ TANIMA  
TEKNİKLERİNİN ARAŞTIRILMASI VE UYGULANMASI**

**Ghulam Sakhi SHOKOUH**

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**ANKARA  
2013**

**Her hakkı saklıdır**

## ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

### GERÇEK ZAMANLI SAYISAL GÖRÜNTÜ İŞLEME VE ÖRÜNTÜ TANIMA TEKNİKLERİNİN ARAŞTIRILMASI VE UYGULANMASI

Ghulam Sakhi SHOKOUH

Ankara Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışmanı: Doç. Dr. Refik SAMET

Bu tez çalışmasında otomatik yüz tanıma sistemi tasarımı ve uygulaması örneğinde, gerçek zamanlı sayısal görüntü işleme ve örüntü tanıma tekniklerinin araştırılması ve uygulanması yapılmaktadır. Yüz tanıma bir biyometrik desen (örüntü) tanımadır. Yüz tanıma, diğer biyometrik kimlik doğrulama tekniklerine (iris tanıma, parmak izi tanıma, ses tanıma, DNA tanıma, vb.) göre kullanıcılar tarafından daha çok kabul görmüş ve pratik bir biyometrik tanıma tekniğidir. Farklı pozlar, pozların tıkanıklığı, yaşlanma, yüz ifadesi, ölçek ve ışık durumu, vb. yüz tanıma sisteminin çözülmesi gereken sorunlarından. Ancak bu sorunlar arasında değişken pozlar hala en büyük sorun olarak kalmaktadır ve şu ana kadar tatmin edici düzeyde çözülmemiş olan önemli bir sorun olarak kabul edilmektedir. Poz sorununu ele almak için genel olarak üç yaklaşım mevcuttur: 1) Üç boyutlu modelleme teknikleri; 2) İki boyutlu geometrik teknikler; 3) Görünüm (yoğunluk) tabanlı teknikler. Otomatik olması ve temas gerektirmemesi nedeniyle görünüme dayalı yöntemlerin gerçek yaşam şartlarına göre en etkili ve pratik oldukları tespit edilmiştir. Bu çalışmada, görünüme dayalı yaklaşım uygun bir yaklaşım olarak kabul edilmiştir. Bu kapsamda, önce, Haar dalgacık tekniği gürültü gidermek için kullanılmıştır. Sonra, PCA tekniği öznitelik çıkarma ve boyut azaltma için kullanılmıştır. Daha sonra, en küçük kareler çoklu regresyon tekniği bir istatistik araç olarak poz dönüştürme için kullanılmıştır. Ardından, Öklid Mesafesi tekniği eşleştirme ve tanıma için sınıflandırıcı olarak kullanılmıştır. Son olarak, FEI, UMIST ve Çin Yüz Veritabanları kullanılarak uygulamalar yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar, poz dönüşümü ile gerçekleştirilen yüz tanıma sistemlerinin, poz dönüşümü kullanılmadan gerçekleştirilen yüz tanıma sistemlerine göre daha iyi performans sergilendiğini göstermiştir.

**Haziran 2013, 69 sayfa**

**Anahtar Kelimeler:** Örüntü tanıma, Biyometrik teknikler, Yüz tanıma, Poz dönüştürme, Özellik çıkartma, Boyut azaltma, PCA, Çoklu doğrusal regresyon, Öklid mesafesi

## **ABS TRACT**

Master Thesis

### **INVESTIGATION AND IMPLEMENTATION OF REAL-TIME DIGITAL IMAGE PROCESSING AND PATTERN RECOGNITION TECHNIQUES**

Ghulam Sakhi SHOKOUH

Ankara University  
Graduate School of Natural and Applied Sciences  
Department of Computer Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Refik SAMET

In this thesis, automatic face recognition system is designed and implemented as an example of investigation and implementation of real-time digital image processing and pattern recognition techniques. Face recognition is a biometric pattern recognition. Face recognition is more acceptable and practical for users, compared with other biometric authentication traits (for example, iris recognition, finger print recognition, voice recognition, DNA recognition and etc.). Among many problems in face recognition system, different pose, lighting condition, occlusion, aging, facial expression and so on, are among the problems which need to be figured out. However different pose is considered as one of the major problem which is still unsolved in satisfactory level. Three approaches have been researched to handle this problem: 1) Three dimensional modeling; 2) Two dimensional geometric techniques; 3) Appearance (intensity) based techniques. Due to its automaticity and non-intrusiveness, appearance (intensity) based approaches have been found to be the most effective and practical in real life condition. In this research, appearance (intensity) based approach has been considered as an appropriate approach. In this scope, first, Haar wavelet technique is used to remove noise in preprocessing. Then, PCA has been used for feature extraction and dimensionality reduction. Next, least square technique of multi-linear regression which is a statistical tool has been used as pose transformation technique. And then, Euclidean distance technique has been used as classifier for matching and recognition. And finally, FEI, UMIST, and Chinese face databases were used for implementation. Obtained results demonstrated that face recognition with pose transformation gives much better performance than without pose transformation.

**June 2013, 69 pages**

**Key Words:** Pattern recognition, Biometric techniques, Face recognition, Pose transformation, Feature extraction, Dimensionality reduction, PCA, Multilinear regression, Euclidean distance

## TEŐEKKÜR

Çalıőmalarımı yönlendirerek araőtırmalarımın her aőamasında bilgi, öneri ve yardımlarını esirgemeyerek akademik ortamda olduđu kadar beőeri iliőkilerde de engin fikirleriyle bana katkıda bulunan danıőman hocam sayın Doç. Dr. Refik SAMET'e (Ankara Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliđi Anabilim Dalı) çok teőekkür ederim.

Ghulam Sakhi SHOKOUH

Ankara, Haziran 2013

## İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT .....	ii
TEŞEKKÜR .....	iii
KISALTMALAR DİZİNİ .....	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ .....	viii
ÇİZELGELER DİZİNİ .....	ix
1. GİRİŞ .....	1
2. KAYNAK ÖZETLERİ .....	6
2.1 Yüz Tanıma Sistemlerinde Genel Yaklaşım .....	6
2.2 Farklı Poza Dayanan İlgili Makaleler .....	14
2.3 Makalelerin Sonucu .....	18
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	20
3.1 Önışleme.....	20
3.2 PCA Kullanım ile Özellik Çıkartma .....	21
3.3 Dönüşüm Öğrenme (Çoklu Linear Regresyon).....	25
3.3.1 Basit linear regresyon .....	25
3.3.2 Regresyon modellerinin tipleri .....	26
3.3.3 Genel linear regresyon .....	27
3.3.4 Tahmin edilen regresyon modeli.....	27
3.3.5 En küçük kareler ölçütü .....	28
3.3.6 Çoklu linear regresyon.....	29
3.4 Öklid Mesafesi ile Eşleştirme .....	32
3.5 Poz Genelinde Yüz Tanıma Sisteminin Mimarisi .....	33
4. BULGULAR .....	34
4.1 FEI Yüz Görüntüleri Veritabanı Denemeleri ve Sonuçları .....	42
4.2 UMIST Yüz Görüntüleri Veritabanı Denemeleri ve Sonuçları.....	43
4.3 Çin Yüz Görüntüleri Veritabanı Denemeleri ve Sonuçları.....	44
5. TARTIŞMA VE SONUÇ.....	47
KAYNAKLAR .....	49

<b>EKLER.....</b>	<b>52</b>
<b>EK 1 Yüz Tanıma Ana Kodu .....</b>	<b>53</b>
<b>EK 2 Haar Dalgacık Kodu .....</b>	<b>58</b>
<b>EK 3 Eğitim Kümesinin Kodu .....</b>	<b>59</b>
<b>EK 4 Dönüştürme Öğrenmesinin Kodu .....</b>	<b>63</b>
<b>EK 5 Veritabandan Görüntü Okuma Kodu.....</b>	<b>67</b>
<b>EK 6 Veritabanındaki Görüntüleri Listleme Kodu.....</b>	<b>68</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ.....</b>	<b>69</b>

## KISALTMALAR DİZİNİ

AAM	Active Appearance Model - Aktif Görünüm Modeli
ASM	Active Shape Model - Aktif Şekil Modeli
BCI	Brain Computer İnterface - Beyin Bilgisayar Arayüz
CT	Cosine Transform - Kosinüs Dönüşümü
CT	Computer Tomography - Bilgisayar Tomografi
DCT	Discrete Cosine Transform - Ayrık Kosinüs Dönüşümü
DIP	Digital Image Processing - Sayısal Görüntü İşleme
DVM	Destek Vektör Makinesi
EDT	Euclidean Distance Technique - Öklid Mesafe Tekniği
ESTM	Elastic System Texture Mapping - Elastik Sistem Doku Kaplama
EBGM	Elastic Bunch Graph Matching - Elastik Bunch Grafik Eşleştirme
FMSD	Fuzzy Maximum Scatter Difference - Bulanık Maksimum Dağılım Fark
FDA	Fisher Discriminant Analysis - Fisher Diskriminant Analizi
FERET	Face Recognition Technology - Yüz Tanıma Teknolojisi
GST	Generalized Symmetry Transform - Genelleştirilmiş Simetri Dönüşümü
GDA	Generalized Discriminant Analysis - Genelleştirilmiş Diskriminant Analizi
GW	Gabor Wavelet - Gabor Dalgacık
HOG	Histogram of Oriented Gradient - Odaklı Gradient Histogram
HCI	Human Computer İnterface - İnsan Bilgisayar Arayüz
IDA	Independent Discriminant Analysis - Bağımsız Diskriminant Analizi
K-PCA	Kernel PCA - çekirdek PCA
LDA	Linear Discriminant Analysis - Doğrusal Diskriminant Analizi
LBP	Local Binary Pattern - Yerel İkili Desen
LST	Least Square Technique - En Küçük Kareler Tekniği
LOC	Linear Object Class - Doğrusal Nesne Sınıfı

LRA	Linear Regression Analysis - Doğrusal Regresyon Analizi
MSD	Maximum Scatter Difference - Maksimum Dağılım Fark
Matlab	Matrix Laboratory - Matrix Laboratuvar
NN	Neural Network - Sinir Ağı
NN	Nearest Neighbor - Yakın Komşu
NDA	Normalized LDA - Normalize LDA
PCA	Principal Component Analysis - Temel Bileşenler Analizi
PLBP	Principal Local Binary Pattern - Ana Yerel İkili Desen
RA	Regression Analysis - Regresyon Analizi
RR	Ridge Regression - Ridge Regresyon
SVM	Support Vector Machine - Destek Vektör Makinesi
SAT	Sum Area Table - Toplam Alanı Tablo
SMOM Modeli	Spatially Maximum Occurrence Model - Mekansal Maksimum Oluşumu
TM	Texture Mapping - Doku Haritalama



## ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3. 1 PCA'nin geometrik yorumu.....	24
Şekil 3.2 Regresyon modelleri .....	26
Şekil 3.3 Tahmin edilen regresyonun grafiksel gösterimi .....	28
Şekil 3.4 Yüz tanıma sisteminin mimarisi .....	33
Şekil 4.1 Seviye Haar Dalgacık dönüşümü.....	34
Şekil 4.2 2 Seviye Haar Dalgacık dönüşümü.....	35
Şekil 4.3 Gürültü kaldırılan görüntü ve ilişkili histogramlar .....	36
Şekil 4.4 Gürültü kaldırılan görüntüdeki hata oranı .....	36
Şekil 4.5 Orijinal görüntü, gürültüden arındırılmış görüntü, 1 Seviye Haar dönüşüm ve 2. Seviye Haar dönüşüm histogramaları .....	37
Şekil 4.6 Eğitim seti görüntülerinin örneği .....	38
Şekil 4.7 Gürültü çıkarıldıktan sonra eğitim görüntüleri .....	38
Şekil 4.8 Eğitim seti görüntülerin öz yüzleri .....	39
Şekil 4.9 X-ekseni boyunca ağırlık vektörü verilerinin dağılım plotu.....	41
Şekil 4.10 X-ekseni boyunca Öklid mesafe vektörü verilerinin dağılım plotu.....	41
Şekil 4.11 Öklid mesafelerine göre sınıflandırma çıkış sonucu.....	42
Şekil 4.12 FEI Yüz veritabanından örnek görüntüler .....	43
Şekil 4.13 UMIST Yüz veritabanından örnek görüntüler.....	44
Şekil 4.14 Çin Yüz veritabanından örnek görüntüler.....	45
Şekil 4.15 Geliştirilen Yüz Tanıma Sisteminin Ara yüzü.....	46

## ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 4.1 FEI yüz veritabanı yapılan deneylerin özeti .....	43
Çizelge 4.2 UMIST yüz veritabanı ile yapılan deneylerin özeti.....	44
Çizelge 4.3 Çin yüz veritabanı ile yapılan deneylerin özeti.....	45

## 1. GİRİŞ

Yapay zeka ve makine öğreniminin bir bölümü olan örüntü tanınması bir makinenin ortamı nasıl gözlemlediği ile ilgili bir çalışmadır. İstenilen bir örüntünün, gözlemlerin sınıflandırılmasına dayanarak nasıl ayırt edileceğine karar veren bir mekanizmadır. Aynı zamanda, ön bilgilere ya da verilerden (desenlerden) elde edilen istatistiksel bilgilere dayanarak bu verileri (desenleri) sınıflandırmayı amaçlar. Sınıflandırılan bu desenler, ölçüm veya gözlem gruplarından oluşmaktadır. Veriler sınıflandırıldığında oluşan noktalar, çok boyutlu bir uzay içerisinde belirtilmektedirler.

Biyometrik kimlik tanıma, geliştirilen en son örüntü tanıma uygulamaları arasında yer almaktadır. Biyometrik tanıma fiziksel özelliklerine göre insanların kimliklerinin belirlenmesi anlamına gelmektedir. Bu teknoloji, yakın gelecekte geleneksel kimlik doğrulama yöntemlerinin yerini alabilir. Çünkü geleneksel kimlik doğrulama eşyaları kolayca çalınabilir, unutulabilir ve kopyalanabilir. Bilinen ve en önemli biyometrik tanıma teknikleri, yüz tanıma, parmak izi tanıma, DNA tanıma, iris tanıma, ses tanıma, el geometrisi, el damarları, el ayası, retina ve kulak tanıma olarak kabul edilmektedir. Şifreler, PIN'ler, akıllı kartlar, plastik kartlar, jetonlar, anahtarlar, vb. tekniklerden farklı olarak biyometrik teknikler insanların kimliklerinin doğrulanması, uygun fiziksel ve sanal etki alanlarına erişimi esnasında kullanıcının kimliğini belirlenmesi ve/veya tespit edilmesi amacıyla bir bireyin fizyolojik ve/veya davranışsal özellikleri incelenip, kimliğini belirlemektedir. Şifre ve PIN bilgisini hatırlamak zordur, çalınabilir ya da tahmin edilebilir. Kartlar, jetonlar, anahtarlar, vb. araçlar yanlış yere bırakılabilir, unutulabilir veya çoğaltılabilir. Manyetik kartlar bozulabilir ve okunamaz hale gelebilir. Ancak, bireyin biyolojik özellikleri yanlış yere bırakılamaz, unutulamaz, çalıntı veya sahte olamaz.

Bütün biyometrik özellikler arasında yüz; daha doğrudan, kolay ve kullanışlı tanımlama yöntemi sağlar. Çünkü bu özellik herhangi temasa gerek duyulmadan ve kullanıcının yardımına ve desteğine ihtiyaç duyulmaksızın, otomatik örüntü tanıma olarak uygulanabilir. Bu nedenle bu özellik diğer bireysel biyometrik özelliklere kıyasla kullanıcılara daha uygun bir yöntem sunar. Biyometrik yüz tanıma, bir kişinin yüzünü

tarama ve kütüphanedeki bilinen çok sayıda yüzle eşleştirmeye dayanmaktadır. Biyometrik yüz tanıma yöntemi son on yıllık sürede bilgisayar görmeye ve görüntü tanımadaki yaygın araştırma ve çalışma konusu haline gelmiştir. Bu yöntem ile görüntü analizi ve görüntüyü anlama konularında çok başarılı uygulamalar geliştirilmiştir. Hemen hemen bütün bu teknolojiler kullanıcıların bazı gönüllü eylemler gerçekleştirmelerini gerektirmektedir. Örneğin, parmak izi ya da el geometrisi tespiti için kullanıcının elini bir düzeneğe yerleştirmesi gerekmektedir; iris veya retina tanımlama için kullanıcı bir kamera önünde sabit bir pozisyonda durmak zorundadır. Ancak, yüz tanıma kullanıcının herhangi bir özel eylem veya katılımı olmaksızın pasif olarak yapılabilir, çünkü yüz görüntüleri bir kamera tarafından uzaktan elde edilebilir. İris ve retina tanıma pahalı ekipman gerektiren ve vücut hareketine çok duyarlı yöntemlerdir. Ses tanıma halka açık yerlerdeki arka plan gürültülerine ve bir telefon hattı veya bant kaydı üzerinde yer alan işitsel dalgalanmalara duyarlıdır. İmzalar değiştirilebilir veya sahte olabilir. Ancak, yüz görüntüleri kolayca ucuz bir sabit kamera ile elde edilebilir. İyi yüz tanıma algoritmaları ve görüntülerin gerekli ön işleme tabi tutulmasıyla gürültüler ve yönlendirme, ölçek ve aydınlatmadaki küçük farklılıklar telafi edilebilir. Son olarak, çok sayıda kullanıcının biyolojik özelliklerini yakalamak için aynı ekipmanın kullanımını gerektiren teknolojiler potansiyel olarak mikrop ve yabancı maddelerin bir kullanıcıdan diğerlerine bulaşmasına veya geçmesine neden olabilir. Ama yüz tanıma esnasında herhangi bir temas söz konusu değil ve çok sayıda kullanıcıların işbirliğini gerektirmemektedir. Yüz tanıma yönteminin yaygın olarak uygulandığı alanlar şunlardır: biyometrik kimlik doğrulama, gözetim, insan-bilgisayar etkileşimi, multimedya yönetimi, akıllı kartlar ve fotoğrafların otomatik etiketlenmesi vb.

Yüz tanıma problemi şu şekilde tanımlanabilmektedir. Girilen bir yüz görüntüsü ve bilinen bireylerin yüz görüntülerinin tutulduğu bir veritabanı vardır. Bu durumu göz önünde bulundurarak girdi görüntüsündeki şahsın kimliği nasıl doğrulanabilir ya da belirlenebilir? Eğer biz bu sorunu bir kişinin metin özelliklerini tutan normal bir veritabanı ile karşılaştırarak simule ediyorsak normal veritabanında bu kişinin ID, adı, soyadı, cinsiyet, vb. bilgileri tutulmalıdır. Biz istediğimiz zaman veritabanında belirli bir kişinin kimliğini belirlemek istersek, kişinin kimliğini ID, ad, vb. önemli

özelliklerine göre sorguluyoruz. Ayrıca indeksleme tekniği ile hızlı ve doğru sorgulama yapılabilmektedir. Çok sayıda kimlikler ortak özelliklere sahip olmasına rağmen özelliklerin kombinasyonu ve tek özelliği tutarak kişiler %100 doğruluk oranı ile belirlenmektedir. Şimdi eğer bütün ortak özellikler yerine sadece kişinin yüz görüntüsü kullanılıyorsa ve biz sadece bu özellik ile kişiyi nasıl belirleyebiliriz? Bütünsel nitelik olarak tüm yüz görüntüsünü göz önünde bulundurursak, bütün yüzler benzer mi? Baba ve oğul nasıl ayırt edilebilir? İkizler nasıl ayırt edilebilir? Bütün yüz görüntülerinin benzersiz olduğu varsayılmaktadır. Bu durumda, her yüzü ayrı ayrı indeksleme olanağı var mıdır? Yüz görüntüsünü, kişinin normal metin özellikleri ile indeksleme olanağı bulunmadığı için, yüz görüntüsünün lokal özelliklerini (gözler, burun, ağız, kontur, kenar ve/veya diğer), özellikler kombinasyonu şeklinde kullanıyoruz. İndeksleme yerine ise önceden veritabanına kaydedilen yüz görüntülerinin eğitimine dayalı sınıflandırma teknikleri kullanılmaktadır.

Yüz tanıma uygulamalarında belli sorunlar vardır. Bunlardan biri, yüzün kaçınılmaz şekil değiştirebilmesidir. “Otomatik yüz algılama ve tanıma sistemi” olarak bilinen yüz algılama ve tanıma işlemleri sırasında ortaya çıkan engellerin üstesinden gelmek ve ideal yüz tanımayı gerçekleştirmek için çok çabalar sarf edilmiş ve birçok teknikler geliştirilmiştir. Yüz algılama ve tanıma görevinin diğer örüntü tanıma uygulamalarından farkı, onun kaçınılmaz şekil değiştirebilirliğidir, örneğin, poz değişkenliği gibi (sınıflar arası değişkenlik), aydınlatma koşulu (ışıklandırma), yüz ifadesi, ölçek, görsel açı, saç stili tarafından yapılan tıkanıklar, makyaj, görüntü ve sınıf içi (ata ve oğul, ikizler) benzerlik, gözlük ve oryantasyon. Bu yüzden, yüz algılama ve tanıma görevi gerçek yaşam şartlarında yüzleri karıştırmaksızın doğru algılamak, tanımak ve onaylamak kapsamında hala bir sorun olarak kalmaktadır.

Yüz tanımanın tüm sorunları arasında, farklı pozlar, yüz algılama ve tanımlama işleminde en sıkıntılı sorun olarak kabul edilmektedir. Bunun yanı sıra, birçok yüz özelliklerinin gizlenmesi ve saptanması gibi faktörler nedeniyle, pozlardaki değişiklikler yüz görünümünü büyük ölçüde değiştirmektedir.

Farklı poz probleminin geleneksel çözümlerinden biri, veritabanında aynı kişinin veya aynı sınıfın farklı poz fotoğraflarının tutulması ile belirlenmektedir. Bu durumda, eşleştirme ve onaylama sırasında her bir girdi örnek yüz görüntüsünü onun veritabanında tutulan uygun poz görüntüsü ile eşleştirmek gerekir. Diğer çözüm, bazı dönüşüm teknikleri ve yapay modelleme ile farklı pozları direkt (ön) poza dönüştürmektir. İkinci çözüm gerçek yaşam şartlarında daha etkili bir çözüm olarak kabul edilmektedir. Çünkü gerçek yaşam şartlarına göre yüz tanımak için veritabanında sadece bir görüntü (önden) kaydedilmektedir. İkinci çözüm yolu için poz dönüşümlerini gerçekleştirmek için üç genel yaklaşım vardır. Bunlardan biri farklı pozları kullanarak, ön pozun üç boyutlu modelini elde etmektir. Bu yaklaşımın yüz tanıma doğruluğu yüksektir. Ancak bu yaklaşımın önemli sorunu, modelleme için eğitime tabi tutulmuş birden fazla görüntü gerektirmesine rağmen hesaplama maliyeti yüksektir ki bu da gerçek yaşam şartlarında onun uygulama alanlarını sınırlamaktadır. İkinci yaklaşım, Elastik Demet Grafik Eşleştirme (Elastic Bunch Graph Matching - EBGM), Aktif Görünüm Modeli (Active Appearance Model - AAM), vb. gibi geometrik teknikler ile yüz görüntünün iki boyutlu modelini elde etmektir. Bu teknik yüksek tanıma oranına sahiptir. Fakat bu yaklaşımın önemli bir problemi iki boyutlu modelinin oluşturmasıdır. Bu yaklaşım geometrik özellikleri kullandığı için mesafe ve geometrik özelliklerini doğru hesaplamak için dönüm noktasını (kullanılan yerel özellikleri) bulmak çok zor ve hatalıdır. Yoğunlukla böyle dönüm noktalarını yerleştirmek için elle müdahale gerekmektedir. Yani, bu nedenden dolayı bu yaklaşım otomatik olarak çalışmamaktadır. Üçüncü yaklaşım, görünüm veya yoğunluk tabanlı tekniklerdir. Bu yaklaşım bütünsel yaklaşım olup Temel Bileşenler Analizi (Principal Component Analysis – PCA), Gabor Dalgacık (Gabor Wavelet - GW) ve Sinir Ağları (Neural Networks - NN) gibi bazı temel tekniklerle çıkarılan yoğunluk özelliklerini kullanmaktadır. Ayrıca, bu yaklaşım ile dönüşüm teknikleri yoğunluk özellikleri üzerinde gerçekleştirilmektedir.

Bu tez çalışmasında önerilen yüz tanıma sistemi yoğunluk tabanlı yaklaşıma dayanmaktadır. Bu kapsamda; Haar dalgacılık önışleme (görültü gidermek) için kullanılmaktadır, PCA özellik çıkarma ve boyut azaltmak için, Çoklu Doğrusal Regresyon (Multiple Linear Regression - MLR) (veya En Küçük Kareler tekniği - Least

Square Technique - LST) tekniđi ise pozlanmış yüz görüntüsü özellikleri vektörlerini frontal (önden) poz özellikleri vektörlerine dönüştürmek için kullanılmaktadır. Bu dönüştürme doğrusal nesne sınıfı teorisine dayanmaktadır (Vetter ve Poggio, 1997) ve son olarak sınıflandırma ve sınıflandırıcı söz konusu olduğunda basit ve en iyi sınıflandırma tekniđi olarak kabul edilen Öklid Mesafe Bulma Tekniđi (Euclidean Distance Technique – EDT) özellik vektörlerini eşleştirmek ve örnekleri tanımlamak için kullanılmaktadır.

Bu tez çalışmasının içeriđi aşağıdaki şekilde düzenlenmiştir. Bölüm 2’de ilişkili literatür özetleri verilmektedir. Materyal ve yöntem Bölüm 3’de sunulmaktadır. Bölüm 4’de bulgular ve tartışmalar anlatılmaktadır. Son olarak Bölüm 5’de ise sonuçlar tartışılmaktadır.

## 2. KAYNAK ÖZETLERİ

### 2.1 Yüz Tanıma Sistemlerinde Genel Yaklaşım

Otomatik yüz tanıma 1960 yıllarında geliştirilen yeni bir kavramdır. İlk yarı-otomatik yüz tanıma sistemi Woody Bledsoe, Helen Chan Kurt ve Charles Bisson tarafından oluşturulmuştur. Bu sistemde, ortak bir referans noktasının mesafelerinin ve oranları hesaplanmadan önce fotoğrafların özelliklerini (örneğin, gözler, kulaklar, burun, ağız vb.) elle belirlenip ve bu belli noktaları belirledikten sonra, sistem geometrik mesafeleri ve eğimleri hesaplayarak sonuç verilmiştir.

Goldstein vd. (1970), yazarlar tarafından saç rengi ve dudak kalınlığı gibi 21 özel öznel belirteçleri kullanılarak otomatik yüz tanıma sistemi gerçekleştirilmiştir. Yüz tanıma ile ilgili bu ilk iki çözümde, ölçümlerin ve yerlerin elle hesaplanması gerekir ve bu yüzden, çok emek ve zamanı gerektiren bir sistemdir.

Sirovich ve Kirby (1987), yazarlar tarafından yüz tanıma problemi için standart lineer cebir tekniği olan PCA tekniğini uygulanmıştır. Yüzü doğru ve uygun bir şekilde hizlandırmak ve normalleştirmek için, yüzden daha az değer gerektirmesinden dolayı bu teknik bir dönüm noktası olarak kabul edilmektedir.

Türk ve Pentland (1991), yazarlar tarafından özyüzler (eigenfaces) teknikleri kullanılırken görüntülerdeki yüzleri algılamak için, kalan hatasının kullanılmasını önerilmiştir. Bu çalışma ile güvenilir ve gerçek zamanlı otomatik yüz tanıma sisteminin geliştirilmesi mümkün olmuştur. Önerilmiş yaklaşımın uygulanması biraz çevresel faktörler tarafından kısıtlanmış olmasına rağmen, yine de otomatik yüz tanıma teknolojilerinin geliştirilmesi için önemli altyapı sağlamıştır. Ocak 2001 tarihinde Super Bowl tarafından bu teknolojiyi kullanılarak gerçekleştirilen bir deneme uygulaması kamuoyunun dikkatini çekmiştir. Yazar gözetim görüntüleri çekti ve şahısların dijital fotoğraflarının tutulduğu veritabanı ile karşılaştırmıştır. Bu gösteri, halkın sosyal ve gizlilik meraklarını dikkate alarak ulusal ihtiyaçları desteklemek için bu teknolojinin nasıl kullanılabileceği hakkında çok ihtiyaç duyulan analizi başlatmıştı. Bugün, yüz



tanıma teknolojisi pasaport sahtekarlarını ve kanunu ihlal edenleri tespit etmek, kayıp çocukları tespit etmek, ve kimlik dolandırıcılığını azaltmak için kullanılmaktadır.

Vetter ve Poggio (1997), makalelerinde tek bir örnek görüntüden doğrusal nesne sınıfları ve görüntü sentezi geliştirmiştir. Yazarlar tarafından önerilen lineer sınıf kavramı genişleterek bir teknik geliştirilmiştir. Bu çalışma doğrusal nesne sınıfları için lineer dönüşümlerin tam olarak iki boyutlu prototip görünümünden oluşan temel setten öğrenilebilirliğini göstermiştir. Yazarlar söz konusu yaklaşımın yapay nesnelere üzerinde uygulayarak göstermişler ve sonra ön kanıt olarak önerilen tekniğin etkili olarak tek iki boyutlu görünümünden elde edilen yüksek çözünürlüklü yüz görüntülerini "döndürebildiğini" göstermişler. İki boyutlu modellere dayalı önerilmiş yaklaşım, herhangi bir derinlik bilgisi gerektirmemektedir, bu yüzden iki boyutlu görüntülerden üç boyutlu modeller üretmek bazen zordur. Farklı yönlerdeki nesnelere temsil eden görüntüler arasında hiçbir uyuma ihtiyaç duyulmadığı için tam otomatik algoritmalar uyuma bulma adımı olarak uygulanabilmektedir. Nesne tanıma görevleri için onların yaklaşımı çeşitli imalara sahiptir. Sadece tek bir görüntü verildiğinde önerilen teknikler yapay örnek görüntüleri oluşturulmaktadır. Öte yandan, şekil ve desenin örnek şekiller ve desenler gibi dekompozisyonu sonucunda elde edilen katsayılar her hangi üç boyutlu afin dönüşümü ile geçerli olmayan nesnenin temsilini vermektedir.

Sherrah vd. (2000), makalelerinde değişen ana pozları kullanarak benzerlik uzayında yüz dağılımı üzerinde başarılı bir araştırma yapmışlardır. Önerilmiş sistemde görüntülerin prototipe benzerliğine dayanan statiksel öğrenme tekniği ile elde edilen görüntü kullanılmaktadır. PCA ve Gabor Filtresi kullanan dönüşüm gerçekleştirilmektedir. Bu dönüşümle benzerlikteki farklılığı dikkate almayarak pozdaki farkı gösterilmektedir. PCA ile boyut indirgeme, poz varyasyonunu doğru ifade etmenin yanı sıra kimlik konusunda değişmez bulunmaktadır. Önerilmiş araştırmada poz varyasyonunun geliştirilebileceğini gösterilip ve benzerlik uzay çerçevesi dahilinde masrafsız algoritmaların kullanımı ile kimlik benzerliklerinin gizli tutulabileceğini gösterilmektedir.

Bae ve Kim (2005) tarafından yüz uzayı ve yüz hatlarından çıkarılan hibrid bilgileri kullanarak gerçek zamanlı yüz algılama ve tanıma sistemi önerilmektedir. Bu çalışmada, yüz tanımada yüksek performans elde etmek için ışık efektlerinin azaltılması amaçlanmaktadır. Çünkü yüz tanıma ışıktan kaynaklanan nedenlerden dolayı ortaya çıkan değişikliklerle baş edememektedir. Önerilmiş mimaride iki ana teknik kullanılmaktadır: 1) yüz algılama için özyüzler uzay yöntemi ve 2) yüz tanıma için yapay sinir ağların yöntemi. Gauss fonksiyonuna dayalı normalleştirilmiş cilt rengi haritası bir yüz aday alanını çıkarmak için uygulanmaktadır. Daha sonra aday alandaki yüz özellik bilgileri yüz bölgesini algılamak için kullanılmaktadır. Bu adımda, yüz tanıma sırayla üç yöntem kullanılarak gerçekleştirilmektedir: 1) Yüz Uzayından Farkı (Difference From Face Space - DFFS) yöntemi; 2) DFFS yöntemi ile Yüz Uzayındaki Fark (Difference In Face Space - DIFS) yönteminin kombinasyonu ve 3) Şablon Eşleştirme yöntemi. Yüz bölgesinden yüz hatları özelliklerinin çıkarılması belirlenen yüz bölgesi ile önceden tanımlanmış öz yüzler arasındaki Öklid uzaklığına göre yapılmaktadır. Yüz tanıma için ise 120 görüntü kullanılarak Sinir Ağlarının modelleri eğitilerek yapılmıştır. Deneylerde, yüz uzaylarından, yüz çizgileri özelliklerinden (geometrik özellikler) ve her ikisinden elde edilen özellikleri içeren giriş değişkenlerine uygun üç sinir ağı modelleri üretilmektedir. Çeşitli yönler, pozlar ve yüz ifadeleri temeline dayanarak her bireyin görüntüsü elde edilmektedir.

Ahonen vd. (2006) tarafından yüz tanıma uygulamaları için Yerel İkili Desenlerin (Local Binary Pattern – LBP) ile yüz açıklamaları tanıtılmıştır. Önerilen sistemde, yerel ikili desen ile doku özelliklerine göre verimli ve yeni yüz görüntü gösterimi sunulmaktadır. Önerilen yaklaşımda, ilk olarak yerel ikili desenleri dağılımları çıkarılan ve birleştirilmiş gelişmiş bir özellik vektörü ile, ilk yüz görüntüsünün alanlara bölünmektedir. İkinci olarak, yerel ikili desen tabanlı yüz tanıma oluşturulmaktadır. Bunların sonucunda, yerel ikili desenlerinin en iyi performansa gösteren doku tanımlayıcılarından biri olarak görünmektedir. Yerel ikili desenlerinin kullanılmasının avantajlarından ve bunun kullanıldığı çeşitli uygulamalardan bahsedilmektedir.

Yang vd. (2008), makalelerinde renkli görüntü serisi ile bir yüz algılama ve tanıma sistemi üzerinde çalışmışlardır. Önerilmiş sistem iki alt sistemden oluşmaktadır.

Birincisi, insan yüz algılama alt sistemi, ikincisi ise insan yüz tanıma alt sistemidir. İnsan yüz algılama alt sisteminin iki modülden oluştuğundan bahsedilmektedir: yüz bulgu ve yüz doğrulama. İnsanın yüzü bulma modülünde, insan yüzünü ten rengi analizi ve hareket analizi ile tespit edilmişlerdir. İnsan yüzü doğrulama modülünde ise, destek vektör makinesi (Support Vektor Machine - SVM) tarafından tespit, insan yüzlerini doğrulamak için göz ve ağız yerleri ile insan yüzlerinin lokalize dönüşümünü ele almışlardır. Kısaca aşağıdaki teknikleri kullanılmışlardır. (a) özellik seçimi ve çıkarma için PCA. (b) SVM ve geometrik özellikleri yüz bölgesi doğrulama için kullanılmışlardır. (c) Cilt Chroma ile yüz tanıma için kullanılan hareket analizi yapmışlardır. (d) Cilt analizi ve hareket analizi. (d) Genelleştirilmiş Simetri Dönüşümü (Generalized Symmetry Transform - GST) yöntemi (yüz göz lokalize gibi) noktaları ve özellik lokalizasyon simetri tanımlamak için kullanılmışlardır.

Singh vd. (2009), makalelerinde tek galeri görüntüleri ile yüz tanıma üzerine çalışmalar yapmıştır. Yazarlar iki boyutlu günlük polar Gabor dönüşümü kullanarak yüz doku fazını özelliklerini ayıklamak için dinamik sinir ağı mimarisini kullanmışlardır. Faz özellikleri, Hamming mesafesi ile eşleştirilecek framelere bölünmüştür. Onlar yüz tanıma algoritmasında iki büyük zorluklarla karşılaşmışlardır. İlki, bireyin farklı görünümünden elde edilen özelliklerdir. İkincisi, yüz tanıma sistemi için yüz görüntü sayısının veritabanında sınırlı sayıda olmasıdır. Yazarlar yüz faz tabanlı dokusal özellikleri ayıklamak için iki boyutlu günlük kutup Gabor dönüşümü ve dinamik sinir ağı mimarisini kullanılmışlardır.

Wang vd. (2009), bulanık maksimum dağılım ayırma analizi kullanılarak yüz tanıma tasarlamışlardır. Bulanık maksimum dağılım farkı (Fuzzy Maximum Scatter Difference - FMSD) ayırt edici kriterdir, yeni bir alt uzay olarak örneklerden özellikleri ayıklamak için önerilmiştir. Bu algoritmanın, klasik Fisher diskriminant analizinde görünen küçük örneklem büyüklüğü sorununu ve sınıflar içi dağılım matrisinin tekillik sorununu önleyerek geleneksel maksimum dağılım fark yöntemi esasına dayandığından bahsedilmektedir. Ayrıca, aykırı örnekler dağıtım bilgileri sınıflandırması için önemli olan, ilgili dağılım matrisinin yeniden tanımlanmasını yapmışlardır. Yaptıkları deneysel sonuçlar daha iyi tanıma oranı elde etmişlerdir ve bu sonucun doğruluğunu da bulanık

küme teorisi ile MSD'yi kullanarak göstermişlerdir. Bu yöntemler doğrusal olma temeline dayandığı için veriler üzerinden doğrusal olmayan özellikleri ayıklamak için başarısız olmuşlardır. Bu sorunu çözmek için de, bir çekirdek tabanlı alternatif FMSD yöntemini kullanmışlardır. Böylece, çok daha yüksek bir sınıflandırma doğruluğu sonucu elde etmişlerdir.

Kaminski vd. (2009), makalelerinde tek bir yüz görüntüsü kullanılarak yüzün konumunu ve bakış algılanmasını hesaplayan sistem önermişlerdir. Yazarlar önerilen sistemle aşağıdaki dört amacı gerçekleştirmektedirler. İlk amaca uygun olarak her bir görüntüden çıkartılan iki veya üç özellik noktaları gerektiren iki yeni algoritma önerilmektedir. İkinci amaç kapsamında ise tek bir görüntüden başın konumunu ve bakışın algılanmasını hesaplayan bir sistem önerilmektedir. Dördüncü amaç kapsamında tipik bir PC üzerinde gerçek zamanlı olarak çalışan sağlam bir algoritma önerilmektedir. Baş konumunun yaklaşımı ve de göz bakışın algılanması geometrik modeli dayanan bir yaklaşımdır. Şöyle kolay ve müessir bir yaklaşım önerilmektedir. İmplementasyonda basit ayarlar kullanılmaktadır. Bu basit ayarlarda kullanıcı kalibrasyonu hiç gerektirmeyen, tek sabit odaklı kamera kullanılmaktadır. Bu algoritma kapsamında baş konumu hesaplamak için göz algılanması hesaplanmaktadır. Ayrıca aşırı durumda ki eğim kamera eksenini ve kişinin yüzü arasında o kadar büyük ki gereken yüz özellikler kamera tarafından algılanmamaktadır. Bu aşırı durum için, tek bir gözün algılanmasının hesaplanması ikinci algoritma önerilmektedir. Önerilen sistem monoküler olduğu için birden fazla kameralar ile ilgili sorunlar kaçınılmaktadır. Kamera parametreleri, zaman içinde sabit muhafaza edilmektedir. Bu sonuç çıkarılan antropometrik özellikleri yüz ve göz modeli kullanılarak elde edilmiştir.

Xiea, ve Kin-Man (2009), makalelerinde şekil ve doku göre yüz ifadesinin tanınmasını önermişlerdir. Bu kapsamda yazarlar, yüz ifadeleri için bir temsil modeli önermişlerdir. Yani mekansal maksimum olay modeli (Spatially Maximum Occurance Model-SMOM), eğitim yüz görüntülerinin istatistiksel özelliklerine göre güçlü bir sunum yeteneği dayanarak modellenmiştir. Elastik şekil doku eşleştirme (Elastic System Texture Mapping - ESTM) algoritması şekil ve doku bilgilere dayanarak resimler arasındaki benzerlik ölçmek için kullanılmaktadır. Daha sonra

SMOM ve ESTM'ı birleştirerek yeni bir algoritma (SMOM - ESTM) daha yüksek bir tanıma performans seviyesi elde edilmektedir. Bu yaklaşımda, ESTM yüz ifadesinin tanıma için SMOM ile kombine edilmiştir. ESTM şekil ve doku bilgi dayalı olarak görüntüler arasındaki benzerliği ölçmektedir. Benzerliği ölçmek için, ağız ve iki gözü orta pozisyonları normalleşme ve uyum için kullanılmaktadır. Şekil ve doku bilgileri birbirini tamamlayıcı ve her ikisi de ifade tanıma bir yüz görüntü hakkında yararlıdır. Şeklin kenar haritası  $E(x, y)$  ile temsil edilen, ve doku Gabor dalgacıkları ve Gabor harita,  $G(x, y)$  ve açı haritası tarafından tarif edilip ve her pikselin gradyan yönü, ile karakterize edilmektedir.

Eckhardt vd. (2009), makalelerinde pratik yüz özelliğinin algılanması önermişlerdir. Yüz özelliğinin lokalizasyonu ve algılanması doğru bir yüz tanıma ve algılama sisteminde anahtar bir öneme sahiptir, ve bu sadece normal durumda değil, farklı koşullar altında tanıma, mesela; poz varyasyonu, aydınlatma varyasyonu, yüz ifadesinin değişimi, ölçek değişimi vb; yüz özelliğinin lokalizasyonu ve algılanması çok önem taşımaktadır. Pratik uygulamalarda daha önemli olarak daha geniş koşullar altında mesela, cinsiyet, yaş, etnik, köken, poz ve aydınlatma farklılıkları dahil olmak üzere, güvenilir bir dedektör gerektirmektedir. Bu dedektörlerin gelişimi için, sağlamlık ve hassasiyet arasında denge kurmak ve daha önemlisi seçmek bir sorun olarak kabul edilmektedir. Sağlam dedektörler zayıf bir lokalizasyon sağlayıp, ama yerel yapısındaki küçük değişikliklere duyarlı dedektörler, çok sayıda yanlış alarm üretmektedir. Şimdi bu iki özellik arasında en doğrusu seçmek için, yazarların önerilen sistemin bağlamında, bağımlı çıkarım göre bir yaklaşım sunulmuştur. İlk olarak, sağlam dedektörleri hedef özellikleri olduğu bağlamları tespit etmek için kullanılmıştı ve sonra hassas dedektörleri tespit bağlamda verilen özelliklerinin yerelleştirilmesine eğitilmiştir. Önerilmiş yaklaşım en doğru lokalizasyon performans ile gerçek zamanlı olarak çalışmıştır.

Geetha, vd. (2009), makalelerinde yeni bir yüz ifadesi tanıma sistemi önermişlerdir. Önerilen sistemde Destek Vektör Makinesi (DVM-Support Vector Machine- SVM) yüz ifadesi tanıma, görsel özelliği modellemek için kullanılmıştır. Gözler yüzün boyutunu belirlemek için önemli bir özellik olarak kullanılmaktadır. Yüz hareket bilgilerini

kullanarak baş kontur noktasına çıkararak bulunmaktadır. Göz bölge dikdörtgen sınırlama kutusunu kullanarak belirlenmektedir. Ağız bölgesinde gözün yerinden belirlenmektedir. Önerilmiş yöntemi arka planda herhangi bir hareketli nesne varsayımıyla, tek bir yüz gözlemeydi. Önerilmiş yöntemi yüz boyutu, ışık durumunu, yüz ifadesi ve konumunu değişmeyen olarak, 98.5 % yüz ifadesi tanımıştır.

Kim vd. (2009), makalelerinde gerçek zamanlı yüz algılamak için dikdörtgen özelliği dayalı bir sınıflandırıcı önermişlerdir. Önerilmiş sistemde, hesaplama ve algılama performansı, hem de verimlilik tatmin etmek için güçlü bir algılama algoritma gerçekleştirilmiştir. Önerilen algoritmada özellik çıkarımı, sınıflandırıcı çalışma ve gerçek zamanlı yüz etki alanı algılama için üç aşama önerilmektedir. Özellik çıkarma için, özelliği oluşturma önerilen beş dikdörtgen özellikleri ile belirlenen bir özellik düzenlenip ve özetlenme alan tabloları (Sum Area Table - SAT)'ı kullanarak verimli olarak özellik değerlerini hesaplanmaktadır. Sınıflandırıcı çalışma için, sınıflandırıcı öğrenme, Adaboost adlı bir algoritmayı kullanarak hiyerarşik bir sınıflandırıcı yaratılmaktadır. Ayrıca, bir sonraki düzeyde tekrar tekrar önemli yüzey desenleri uygulayarak mükemmel algılama performansı başlanmaktadır. Gerçek zamanlı yüz etki alanı algılama için oluşturulan dikdörtgen özelliği dayalı sınıflandırıcı ile hızlı ve verimli bir şekilde yüzün etkisi bulunmaktadır. Ayrıca, tanıma oranı girdiği görüntüsü olarak ve PCA ve KNN (K-Nearest Neighbor) algoritmaları ve oldukça nokta tekniği mevcut noktasından daha sınıf içi bir sınıfı kullanarak bir yüz etki alanı, tespit alanı kullanılarak geliştirilmiştir.

Shi vd. (2012), makalelerinde gerçek zamanlı yüz algılama ve tanıma sistemleri üzerinde çalışmışlardır. Yazarların amacı, yüksek tespit oranı ile görüntü veya videonun hızlı işlenmesidir ve bunun için önerilen sistemde üç anahtar yapı kullanmıştır. Birincisi, lineer Haar özellik kullanılmıştır. İkincisi, özelliklerin çıkarımı için temel bileşenler analizi (Principal Component Analysis-PCA) kullanılmıştır. Üçüncüsü ise, Haar özelliği kullanılırken yüksek hata algılama oranı dikkate alınarak çalışmalar yapılmıştır. Çünkü insan vücuduna ait olmayan görüntüler algılanmamalıdır. Bundan dolayı, bir video veya resimlerden insanın vücudunu algılamak için Odaklı Gradient Histogram (Histogram of Oriented Gradient - HOG) algoritması kullanılmaktadır. HOG

algoritmasındaki temel düşünce, bir görüntünün şekil yoğunluğu geçişleri veya kenar tarifi dağılımı ile tarif edilmesidir. Bir nesne saptanırken, HOG özellikleri tanımlayıcı olarak kullanılmaktadır. Bu tanımlayıcılar görüntüyü hücrelere bölüp ve her hücre için gradyan yönleri veya kenar dağılımları doğrultusunda histogramlar oluşturulmaktadır. Bloklar içerisinde bulunan değerler normalize edilmektedir. Bununla birlikte, saptama esnasında aydınlatma veya gölgeleme değişikliklerinin sonucu etkilemediği görülmektedir. Sonuç olarak, HOG insan algılamada kullanılan verimli bir algoritmadır.

Li vd. (2009), yazarlar tarafından sağlam bir yüz tanıma tekniği için medyan dayalı maksimum dağılım farkı (Maximum Scatter Difference - MSD) önerilmektedir. Önerilmiş sistemde, mevcut medyan dayalı (MSD)'nin zayıflığı bir ideal olmayan durumda mesela; poz ifadesi, aydınlatma ve yaş, aşmak için çalışılmaktadır. Önerilen MSD modelinde, sınıfın ifadelerde ortalama vektörü dağılım matrisi sınıf içinde ve arasında sınıf saçılım matrisi sınıf örnek ortalama tahmin edilmektedir. İdeal olmayan şartlar altında, örnek sette bazı aykırı olmaktadır, böylece sınıf örnek ortalama sınıfın doğru tahmin sağlamak için, yeterli olmadığı için, verilen örneklerin birkaçı kullanarak ortalama yetmemektedir. Sonuç olarak, geleneksel MSD modelinin tanınma oranı azalmaktadır. Bu sorun (küçük örnek boyutu) ele almak için, medyan tabanlı MSD yerine (ortalama) dayalı maksimum dağılım kullanılmaktadır. Deneyleerde birçok özellik çıkartma yöntemleri ile iki popüler veri setleri (CAS - PEAL veritabanı ve FERET veritabanı) üzerinde yapılan deney sonuçlarını göre klasik MSD'den gelişme gösterilmiştir.

Mishra vd. (2012), yazarlar tarafından özyüzleri ve PCA'ı kullanarak iki buyutlu görüntülerinin yüz tanınması için bir yaklaşım önerilmiştir. Yüz görüntüleri normalde dik olmaktadır, ama iki buyutlu özelliklerinin görüşleri, küçük bir set ile tanımlanabilmektedir. Önerilmiş yaklaşımda yüz görüntüleri bilinen yüz görüntüleri arasındaki varyasyon kodlamak için bir özellik alanı veya yüz alanı tahmin edilmektedir. Sonra öngörülen özelliği boşluk veya yüz alanı 'özyüzler' olarak tanımlanabilip ve yüz görüntü kümesinin öz vektörleri ile oluşturulabilmektedir. Daha sonra, bu sürecin bir sonucu denetimsiz bir şekilde, yeni bir yüz tanımak için kullanılmaktadır. Önerilmiş yöntemde dikkate karşısında, sadece çıkarma değil, aynı

zamanda basit ve teknik forma görüntüyü getirmek için, sadece etkin matematiksel hesaplamalar alınmaktadır. Ayrıca gerçek zamanlı yüz tanıma sistemleri ile veri toplama donanım ve yazılım arayüzü kullanarak uygulanmaktadır.

Pujol, ve Garcia (2012), yazarlar tarafından veri madenciliği araçları kullanarak yüz tanıma için asıl yerel ikili desenler (Principal Local Binary Pattern - PLBP) sunulmuştur. Önerilmiş teknik, geleneksel yerel ikili desen (Local Binary Pattern-LBP)'nin bir gelişmiş versiyonudur. PLBP'nin amacı LBP operatörü kullanarak yüz tanıma işlemi gerçekleştirmek için gerekli özellik vektörlerinin boyutları azaltmaktır. Orijinal LBP operatörü, iki temel sorunu olduğu için, operatör ile bir yüz tanımlamak için gerekli hesaplama karmaşıklığı, ve bazı ağırlıkları kesin bir şekilde seçilmemiştir. Önerilmiş çalışmada, bir yüz görüntüsü karakterize, gerekli PLBP elde etmek ve daha sonra, durumlarda veri madenciliği araçları kullanarak, düzgün bölge ağırlıkları atamak için bir yöntem önerilmektedir. Sonuçta, bir yüz bilgileri içeren histogramlar boyutunda önemli ölçüde, % 94 bir tanıma oranı elde edilmiştir.

## **2.2 Farklı Poza Dayanan İlgili Makaleler**

Poz varsıyonun sorunu geldiğinde, poz sorunu gidermek için araştırmacılar teknikleri inceleyip ve keşfetmiştir. British Columbia Üniversitesi'nde 2006 yılında, Shan Du ve Rabab Ward, yüz tanıma problemi için, özellikle poz değişimleri için tipik algoritmaları inceleyip ve sunmak için çaba harcamışlardır. Bu görev başlıca engellerden birini (poz problemi) ortadan kaldırmayı amaçlanmaktadır. Onlar kısaca poz değişmeyen bir yüz tanıma sisteminin çalışması ve araştırmalar için algoritmaları açıklayıp ve kategorize yapmışlardır. Yazarların deyimi gibi, yüz görüntü düzlemin içinde döndürüldüğünde, en az iki yüz özelliklerini tespit ederek normalize edilebilmektedir. Bununla birlikte, yüze derinliği rotasyonu tutulduğunda, geometrik normalleştirme mümkün değildir. Farklı algoritmalar poz değişim sorunu işlemek için vardır. İlk olarak, değişmeyen özelliklerini çıkarma tabanlı yaklaşım, renk ya da geometrik değişmezler gibi değişiklikler, poz altında değişiklik olmayan bir yüz görüntüsü bazı özellikler kaydetmektedir. İkincisi, çoklu görüntü-tabanlı bir yaklaşım çok görünümü görüntüleri okuyabilmek veya belirli bir görüntüden yeni bir görünüm görüntüleri sentezlemek için/



poz deęişim sorunu gidermek için galeride çoklu görünüm görüntüleri kaydetmektedir. Verilen görüntüsü ve hem de sentezlenmiş görüntüsünü kullanılarak, sonra tanıma yapılmaktadır. Sentez algoritmaları normal bir görünümünden yeni görünümle sentezlemek için yüzleri veya ön bilgiyi kullanılmaktadır. Yüz alanda dönüm noktası belirterek iki boyutlu bir model oluşturmak ile farklı poz altında yüz tanımanın yöntemlerinden biridir. Ancak, tam olarak yüzün özellikleri işaret konumunu kolay bir iş deęildir, elle yerleştirilmesi gerekmektedir ve böylece sistem otomatik olmamaktadır. İnsan yüzünün genel bir üç boyutlu modeli farklı poz parametreleri altında bir yüz görünümünü tahmin etmek için kullanılmaktadır. Görünüm tabanlı algoritmalar (piksel yoğunluk tabanlı) arasında, en popüler teknikler, Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis - PCA), Fisher Diskriminant Analizi (Fisher Discriminant Analysis - FDA) / Lineer Diskriminant Analizi (Linear Discriminant Analysis - LDA), ve model tabanlı algoritmalar ise, Elastik Grup Grafik Eşleştirme (Elastic Bunch Graph Matching - EBGM), Aktif Görünüm Modeli (Active Appearance Model - AAM), Aktif Şekil Modeli (Active Shape Model - ASM)'dir.

Sanderson ve Bengio (2004), yazarlar tarafından çoklu görünüm yüz tanıma sistemi için tek bir yüz görünüm modeli gerçekleştirilmiştir. Önerilmiş sistemde uyumsuzluk sorununun kaldırılması amaçlanmıştır. Çünkü yüz tanıma sistemi için önemli bir meseledir ve normalde sadece bir yüz görüntü veritabanında eğitim için kullanılmaktadır. Problem böyle çözüldü ki her önden olmayan görüntüler için bir yapay önden görüntü sentezlenmektedir. Maksimum Olabilirlik Doğrusal Regresyon (Maximum Likelihood linear Regression - MLLR) ve standart çok-görünüm-deęişkenli lineer regresyon, bu sentezi için kullanılmaktadır. Sentezi ve uzantılmış yaklaşım, iki yüz doğrulama sistemlerin üzerinde deęerlendirilmektedir. Bütünsel yöntemin bir örneęin PCA ve lokal yöntemin bir örneęi DCTmod2 (Discrete Cosine Mode 2 Feature)'dir. Yapılan deneysel sonuçlar göre standart, DCTmod2 tabanlı sistem PCA tabanlı sistemden daha az dönmeden etkilenmektedir.

Shan vd. (2006), makalelerinde bir yüz tanıma yaklaşımı, tek bir görüntüyü kullanarak, baş poz için sağlam bir sistem önerilmiştir. Önerilmiş sistemde yüzün şekili ve doku deęişimi açıklamak için, rotasyon modeli, poz açısı tahmin etmek için ve önden yüz

görüntüsü sentezlenmek için bir yüz modeli inşa edilmiştir. İkinci olarak, başlatma konumuna sağlamak için yüzün yaklaşık konumunu tespitleyip bir çağlayan yüz dedektörün bir AAM arama eğitilmektedir. Sonra Adaptif Temel Bileşen Analizi (Adaptive-PCA)'ı tespit etmek için bir çağlayan yüz dedektör uygulanmaktadır. Önden olan pozun sentezinden sonra, tanıma oranı özellikle büyük dönme açıları için, araştırma sonuçlarda önemli bir artış gösterilmiştir. Önerilmiş sistem doğru 25 ° sola 25 ° ' poz aç değişimi çözülmektedir.

Zhang vd. (2006), makalelerinde dönüştürme özellikleri kullanılarak farklı poz yüz tanıma sistemin üzerinde çalışmalar ve araştırmalar yapmıştır. Önerilmiş sistemde, sadece önden görünüşü veritabanındaki galeri için, ve önden olmayan görüntüleri prob için kullanılıp bir uygulama senaryoyu simüle edilmektedir. Önerilmiş sistemde, dönüştürme matrisinin fikrine dayalı olarak, pozden etkilenmeyen yüz tanıma sistemi için bir alt uzay analiz tekniği geliştirilmektedir, ve dönüştürme özelliklerinin özelliği üzerinde konsentere edilmektedir. Önerilmiş sistemde her pozlu görüntü bir poz tahmin ediciden tahmin edilmesini farz edilmektedir . Önerilmiş çalışmaya göre, geleneksel altuzay yöntemleri aslında görüntülemeyi bağımlıdır. Çünkü tek poz yüz görüntüleri (önden görünüm) temsil eğitmek için kullanılmaktadır. Bir poz yüz görüntüsü girilmiş olduğunda, hatalı bir projeksiyon sistemin başarısızlığa yol açabileceğinin nedeni olabilmektedir. Farklı poza farklı olmayan bir yüz tanıma sistemi başarıyla gerçekleştirmek için, görünümü bağımlı altuzaylar sırasıyla eğitilmektedir, ve şu yanlış temsili önleyebilmektedir. Böylece önemli sınıf altuzaylar arasındaki korelasyon öğrenilmektedir. Çünkü, sadece ön görünümün görüntüsü, kayıt prosedüründe kullanılabilir, ve korelasyonları ile ilgili bilgi ayrı verilen eğitimden öğrenilmesi gerekmektedir. Bir tanıma sistemi kurulmadan önce hangi simüle uygulamanın koşullarda insanların görüntüleme bir grup tarafından tamamen özgürce toplanmaktadır. Son olarak, önerilmiş uygulama FERET veritabanında, kullanılan dönüştürülmüş özelliği karşısında büyük bir rotasyon görünümün çerçevesinde, geniş pozların yüz tanıma sistemine eşit olduğunu gösterilmiştir.

Lee, ve Kim (2006), yazarlar tarafından poz invariant yüz tanıma için, önden olmayan görüntülerden, önden yüz görüntüsünün yaratmayı araştırılmıştır. Önerilmiş çalışmada

yüz tanıma özelliği için uzaydaki lineer transformasyonu kullanılarak, önden yüz görünümün üretilmesini önerilmektedir. Bir yüz görüntüsü çok yüksek boyutlu veri olduğu için, sadece boyut azaltılması için değil, aynı zamanda ilgili özellik çıkarımı için altuzay yüz görüntüsünü temsil edilmektedir. lineer özellik çıkarma yerine, bir poz yüz görüntüsünden özelliklerini çıkarmak için Kernel PCA (K-PCA) bir lineer olmayan teknik olarak kullanılmaktadır. Sonra önceden öğrenmiş dönüştürme matrisini kullanarak gelen poz yüz görüntüsü mütakabil önden yüz görüntüsünü dönüştürülmektedir. Dönüşüm hedefi ilgili önden yüz görüntüsünün içine poz yüz görüntüsü dönüştürebililen bir poz dönüşüm matrisi elde edilmesidir. Ve böyle dönüştürülen önden yüz görüntüsünün orijinal ön yüz görüntüsü benzemektedir. Bu hedef poz yüz görüntüsünün özellikleri ve karşılık gelen ön yüzü görüntüsünün özellikleri arasında yakın bir ilişki olduğunu varsayılmıştır. Bu ilişki çoklu regresyon analizi, en küçük kareler kestirimi (Least Square Estimation - LSS) gibi tekniği ile, belirlenmektedir. Sonra, önerilen sistem, Öklid uzaklık metrik yerinde, üç farklı ayırım yöntemleri ile yüz görüntüsünü tanımıştır. Örneğin, LDA, NDA, ya da GDA gibi teknikler kullanılmaktadır. Deney sayesinde, sistem kanıtladı ki, önerilmiş yaklaşım, geleneksel poz yüz tanıma sistemden (poz dönüşüm yapmadan) daha iyi performansı gösterilmiştir.

Asthana vd. (2009), yazarlar tarafından tek görüntüden poza-sağlam tanıma için öğrenme-tabanlı yüz sentezi üzerine bir araştırma gerçekleştirilmiştir. Önerilmiş sistemde poza değişmeyen iki buyutlu yüz tanıma sistemi oluşturmak için Aktive Görünüm Modelleri (Active Appearance Model - AAM) ve Gauss Süreci Regresyon (Gaussian Process Regression - GPR) kullanılmıştır. Yazarlar poz baş farklılıklar üzerinde duruldu ve farklı pozlar yüz görüntüleri sentezleme için bir hesaplama verimli regresyon tabanlı yaklaşım kullanmıştı, ki yüz tanıma eğitim seti genişletmek için kullanılmıştır. Bu veri tabanlı yaklaşımda, önden ve önden olmayan görünümünde yüz dönüm noktaları arasındaki yazışmalar Gauss süreci regresyon ile manuel açıklamalı eğitim verileri çevrimdışı öğrenmektedir. Bu öğrenci herhangi bir görünmeyen ön görüntüden olmayan ön yüz görüntüleri sentezlemek için kullanılmaktadır. Bu yaklaşımın faydasını göstermek için, iki ön yüz tanıma sistemleri

(sık kullanılan PCA ve son Çok Bölgesi Histogramları) her kişi için sentezlenmiş olmayan frontal manzaralı güçlendirilmiştir.

Wong vd. (2009), yazarlar tarafından gelişmiş kimlik doğrulama sistemi için, regresyon tabanlı önden olmayan yüz sentezini önerilmiştir. hesaplamaya pahalı üç boyutlu analiz sorunu çözmek ya da yakınsama için, düşük karmaşıklık yüzün sentez yöntemi, iki boyutlu önden görüntüyü, ilgili önden olmayan görüntünün dönüştürülmesi inşa edilmiştir . Tasarım yöntemi belirli bir görüntüyü birden fazla üst üste bloklar halinde bölünüp ve her bloğun düşük boyutlu gösterimi bir çok değişkenli lineer regresyon modeli uygulanarak önden olmayan gösterimi sentezlenmektedir . Bu sentez yöntemi eğitim ve görüntü sentezi hem düşük hesaplama gereksinimleri ile nispeten basittir. Bir ön yüz doğrulama sistemi çoklu bakış tasarlanmış tekniğinin uygulamasını göstermek için ön görünümünden sentezlenenme referans (galeri) görüntüleri içeren ile daha da güçlendirilmektedir. FERET veritabanının üzerinde deneyler ön görünümünden özellikle büyük sapmalar hata oranları önemli bir ölçüde kısaltmasını belirtmiştir.

### **2.3 Makalelerin Sonucu**

Yukarıdaki makaleleri inceleme ve analiz sayesinde, sonuç kısaca şöyle özetlenmektedir. İlk olarak, eski yüz tanıma sistemi (ortak özellikleri, geometrik mesafe vb.), pratik ortamda uygun olmadığı için, araştırmacılar çok boyutlu veri, istatistiksel analiz fikri üzerine gelmişler. Yüksek boyutlu veri analizi, istenilen özellikleri çıkartmak için, aynı zamanda yararlı veri kaybını engellemek için, performansı hızlandırmak için, ve makul düzeyde veri boyutluluğu azaltmak için çok etkili olduğunu kanıtlanmaktadır. Bu gelişme yüz tanıma ve algılama için yola açmaktadır. PCA istatistiksel analiz, boyut indirgeme, ve yüksek boyutlu veri özellik çıkarımı için sağlam bir araç olduğuna ispatlanmaktadır. PCA tekniği ortaya geldikten sonra yoğunluk yaklaşım, geometrik modellemeden daha etkili olduğuna gerçekleştirilmektedir. Çünkü onlar el işareti konumlandırma gerekmektedir; ağır hesaplamalı çabalar gerekmektedir. Öyle pratik koşullarda sistem daha az kullanışlı hale getirebilmektedir.

Düşük boyutlu özellik vektörü elde ettikten sonra, poza değişmeyen yüz tanıma sistemini, herhangi bir keyfi pozlu görüntüleri, ön görüntülere dönüştürmek için uygun teknikler gerekmektedir. Poz dönüştürmek işi, yüz görüntüsü değil, PCA'den çıkarılan özellikler üzerinde uygulanır. Şimdi farklı poz dönüştürme tekniklerinde, acaba hangisi iyidir, biz nasıl karar verebiliriz diye, özel gereksimini dayalı olarak karar verip, tekniği seçiyoruz. Burada en önemli olan, veritabanda tek önden görüntü olsun ve geliştirilen sistem otomatik çalışsın, bu özellikleri dayalı olarak, yoğunluk tabanlı dönüşüm teknikler en uygun teknik olarak seçilmektedir.

Doğrusal nesne sınıfı fikriye göre, ve korelasyon analizine göre, farklı poz görüntüleri ve önden görüntüleri arasında yakın bir lineer ilişki vardır. Demek ki bu iki poz görüntü arasında bir kaç özellik ortak olarak vardır. Böyle bir matematiksel ilişkiyi dayanarak, uygun bir dönüştürme teknik poz görüntü üzerinde uygulanıp ve onu önden görüntü gibi dönüştürülmektedir. Çoklu regresyon analizi (En küçük kareler tekniği), sağlam ve etkili bir teknik öyle bir dönüştürme için vardır. Bu çalışmada, en küçük kare tekniği önden olmayan yüz görüntüsünün özellik vektöründe uygulanıp, ve sonra eşleşme ve tanıma procedür bu dönüştürülen özellik vektör ve yeni gelen görüntü üzerinde gerçekleştirilmektedir. Şimdi, bu dönüştürmeden sonra yüz tanıma sistemi eşleştirme ve kimlik için teknikler gerektirmektedir. Bir çok sınıflandırma ve eşleştirme teknikleri arasında, Öklid uzaklık günlü ve etkinli bir teknik olarak görünüp ve seçilmektedir.

### 3. MATERYAL VE YÖNTEM

Herhangi bir diğer biyometrik tanıma sistemi gibi, yüz tanıma sisteminin tasarımında da uygun adımlar ve bir prosedür vardır. Genellikle yüz tanıma sistemi dört ana adımdan oluşmaktadır: 1) Ön işleme; 2) Özellik çıkarımı veya boyut indirgeme; 3) Eğitim veya dönüştürme öğrenme; 4) Eşleştirme ve tanıma.

#### 3.1 Önışleme

Önişleme adımında, gürültü veya istenmeyen veri parçaları kaldırılır. Bazı normalizasyon teknikleri ile bir sonraki adım, özellik çıkarma ve boyut indirgemeyi kolaylaştırmak için uygulanır. Önişleme için kolay ve bilinen teknikler arasında, ortalama, medyan, sıfır ortalama ve Haar dalgacık dönüşümü kullanılır. Bu tez çalışmasında, denekler (subjects) arasında ortak verileri ortadan kaldırmak amacıyla sıfır ortalama ve Haar dalgacık dönüşümleri kullanılmaktadır. Gürültü ve gereksiz ayrıntıları kaldırmak için yüz görüntülerine iki seviyeli Haar dalgacık ayrıştırma tekniği uygulanmaktadır. Herhangi bir resme uygulanan Haar dönüşümü, dört çeşit özellik sağlamaktadır: yaklaşım, yatay, dikey ve diyagonal özellikler. Sadece düşük frekanslı bileşen olan yaklaşım bileşeni her seviyede korunur. Bunun dışında, görüntü boyutunun azalmasına yardımcı olmaktadır. Haar dönüşümü dalgacık dönüşümlerinin en basitidir. Bu dönüşüm çeşitli kaymalar ve gerilmelerle Haar dalgacık karşı fonksiyonunu çarpaz çarpmaktadır. Haar dönüşümü, Haar matrizen türetilmiştir. 4x4 Haar dönüşüm matrisine ait bir örnek aşağıda gösterilmektedir.

$$H_4 = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 0 & 1 & \bar{2} & 0 \\ 0 & 1 & \bar{2} & -\bar{2} \end{bmatrix}$$

Haar dönüşümü bir örnekleme süreci olarak düşünülebilir. Bu süreçte dönüşüm matrisinin satırları daha ince çözünürlük örnekleri gibi hareket etmektedir.

### 3.2 PCA Kullanım ile Öznitelik Çıkartma

Yüz tanıma sisteminin tasarımında ikinci adım öznitelik çıkartmadır. Örüntü tanıma ve görüntü işleme, öznitelik çıkarımı boyut indirgemenin özel bir şeklidir. Bir algoritmanın gerçekleştirilmesinde kullanılacak giriş verileri çok büyük olduğunda ve gereksiz tekrarlanan veriler içerdiğinde, giriş verileri özniteliklerin azaltılmış bir temsil kümesine (öznitelikler vektörü) dönüştürülmektedir. Giriş verilerini öznitelikler kümesine dönüştürme işlemine öznitelik çıkarma (Feature Extraction) denir. Eğer çıkarılan öznitelikler özenle seçilirse, tam kapasiteli giriş verisi yerine kapasitesi az temsili veri kullanılarak arzulanan görevi yerine getirmek için kullanılacak öznitelikler setinin giriş verisinden anlamlı bilgileri çıkaracağı beklenmektedir. Güçlü ve verimli öznitelik çıkarma tekniklerinden biri Principal Component Analysis (PCA) tekniğidir. Bu teknik yüz tanıma sistemi tasarımının ikinci adımında kullanılmaktadır. PCA verilerdeki örüntüleri belirleme yoludur ve verilerdeki benzerlik ve farklılıkları vurgulayarak verileri ifade eder. Grafiksiz gösterim lüksü bulunmayan yüksek boyutlu verilerde örüntüleri bulmak zor olduğu için PCA yüksek boyutlu veri analizi için güçlü bir araçtır. PCA'nın amacı, veri boyutunu azaltmak ve aynı zamanda mümkün olduğu kadar orjinal veri kümesini tutmaktır. Daha düşük boyutlu bir alt uzay ile veri haritalamada önemli iyileştirmeler elde edilebilmektedir. Aşağıdaki örnekte PCA kullanım ile,  $N$  boyutlu bir görüntü ( $x$  matris),  $K$  boyutlu bir görüntü ( $y$  matris)'e dönüştürmektedir.  $K$  boyut olarak,  $N$ 'dan çok küçüktür.

$$x = \begin{matrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_N \end{matrix} \rightarrow \text{boyut azaltma} \rightarrow y = \begin{matrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_K \end{matrix} \quad (K \ll N)$$

PCA, verileri yüksek boyutlu uzaydan daha düşük boyutlu alt uzaya haritalayan lineer dönüşümü hesaplamayı sağlamaktadır. Aşağıdaki formülasyonda PCA yüksek boyutlu uzaydan, daha düşük boyutlu alt uzaya nasıl dönüşür, genel olarak gösterilmektedir.  $Y$  yüksel boyutlu bir veri uzayı farzetmektedir.  $Y$ 'nin boyutunu  $K \times N$ 'dir. Şimdi detaylı

olarak bu düşük boyutlu alt uzaylar  $(b_1, b_2, \dots, b_k)$  nasıl çıkartılır diye, birazdan adım adım çözümü göstermektedir

$$Y = Tx, \text{ ve } T = \begin{matrix} t_{11} & t_{12} & \dots & t_{1N} \\ t_{21} & t_{22} & \dots & t_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ t_{K1} & t_{K2} & \dots & t_{KN} \end{matrix} \quad K \times N$$

$$b_1 = t_{11}a_1 + t_{12}a_2 + \dots + t_{1n}a_N$$

$$b_2 = t_{21}a_1 + t_{22}a_2 + \dots + t_{2n}a_N$$

$$b_K = t_{K1}a_1 + t_{K2}a_2 + \dots + t_{KN}a_N$$

Sonra, uygun bir düşük boyutlu alt uzaylarda temel eleman bularak yaklaşık vektör hesaplanmaktadır. Aşağıdaki ifade daha yüksek boyutlu uzayın gösterimidir:

$$x = a_1v_1 + a_2v_2 + \dots + a_Nv_N$$

$v_1, v_2, \dots, v_N$  elemanları  $N$ -boyutlu alt uzayın temel elemanları olup düşük boyutlu uzay gösterimi şu şekildedir:

$$x = b_1u_1 + b_2u_2 + \dots + b_Ku_K$$

$u_1, u_2, \dots, u_K$   $K$ - boyutlu uzayın temel elemanlarıdır.

Şimdi eğer iki temel aynı boyuta sahipse ( $K = N$ ) sonra,  $x = x$

PCA, mümkün olduğu kadar çok bilgileri korur ve hatayı  $x - \hat{x}$  en aza indirir:

Şimdi en iyi düşük boyutlu alt uzay nasıl belirlenir sorusu şu şekilde yanıtlanabilmektedir. PCA, kovaryans matrisin en büyük değerlerine (eigenvalues) uygun gelen kovaryans matrisin özvektörleri (eigenvectors) ile en düşük boyutlu uzayı



belirlemektedir. İşte bunlara ana bileşenler (principal component) denilmektedir. Bu temel bileşenleri bulmak için aşağıdaki metodoloji uygulanmaktadır.  $x_1, x_2, x_m, \dots, x_N$  vektörlerine sahip olduğumuz varsayılmaktadır.

Adım 1:  $x = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i$

Adım 2: Ortalama çıkarma:  $\Phi_i = x_i - x$

Adım 3: Matris oluşturma  $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M]$  ( $N \times M$  matris), sonra aşağıdaki hesaplamayla matrisin katsayıları çıkarılmaktadır.  $C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T$

Adım 4: C'nin öz değerlerini hesaplama:  $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N$

Adım 5: C'nin öz vektörlerini hesaplama:  $u_1, u_2, \dots, u_N$

C simetrik olduğu için,  $u_1, u_2, \dots, u_N$  vektörü bir temeldir (örneğin, herhangi  $x$  vektörü veya  $(x_i - x)$ , öz vektörlerin bir lineer kombinasyonu şeklinde yazılabilir):

$$x_i - x = b_1 u_1 + b_2 u_2 + \dots + b_N u_N = \sum_{i=1}^N b_i u_i$$

Adım 6: (boyutu azaltma adımı) sadece  $k$  adet öz değeri en büyük olan terimler saklanmaktadır:

$x_i - x = \sum_{i=1}^K b_i u_i$ , burada  $K \ll N$ . Böylece  $x_i - x$  değeri temel eleman  $u_1, u_2, \dots, u_K$  şeklinde şu şekilde ifade edilebilir. :

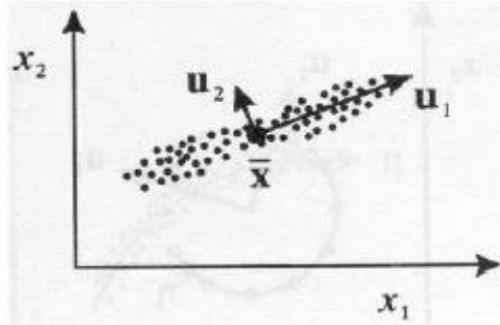
$$\begin{matrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_K \end{matrix}$$

Burada bir öznitelik vektörü oluşturulmaktadır. Önceki bölümde görüldüğü gibi öz değerler oldukça farklıdır. Bu da gösteriyor ki, en büyük öz değere sahip öz vektör veri setinin  $K$  temel bileşenidir.

Boyut azaltmayı gerçekleştiren lineer dönüşüm  $RN \rightarrow RK$  aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\begin{matrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ \dots \\ \vdots \\ b_K \end{matrix} = \begin{matrix} \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \dots \\ \cdot \\ \cdot \end{matrix} (x_i - \bar{x}) = U^T (x_i - \bar{x})$$

PCA'nin geometrik yorumuna odaklanacak olursak, PCA tekniğinin verilerin oldukça fazla değiştiği yönleri yansıttığı görülür. Bu yönler, en büyük öz değerlere uygun olarak kovaryans matrisinin öz vektörleri ile belirlenmektedir. Öz demelerin büyüklüğü, öz vektör yönleri boyunca verilerin varyansı ile ilişkilidir. Şekil 3.1'de örnek olarak iki boyutlu  $(x_1, x_2)$  bir veri düşünelim.  $\bar{x}$  verinin ortalamasıdır. Gösterilmiş noktalar verilerin dağılımıdır. Şimdi PCA, veriler hangi yöne  $(u_1, u_2)$  en çok değişir yansıtmaktadır.



Şekil 3.1 PCA'nin geometrik yorumu

$K$  temel bileşenini seçmek için aşağıdaki formül kullanılır

$$\frac{\sum_{i=1}^K \lambda_i}{\sum_{i=1}^N \lambda_i} > \text{Eşik değeri (0.9 veya 0.95 vb.)}$$

Bu durumda, veri setindeki bilgilerin %90 ile %95' lik oranı saklanmış olacaktır. Eğer  $K = N$  yapılırsa veri setindeki bilgilerin %100 oranı saklanacaktır.

Orijinal  $x$  vektörü onun temel bileşenleri kullanılarak aşağıdaki gibi yeniden oluşturulabilir:

$$x_i - \hat{x} = \sum_{i=1}^K b_i u_i \text{ or } \hat{x} = \sum_{i=1}^K b_i u_i + e$$

Burada boyut azaltma nedeniyle hata meydana gelecektir. PCA tekniği bu hatayı aşağıdaki gibi en aza indirmektedir,

$$e = x - \hat{x}$$

Ve hatanın aşağıdaki gibi hesaplandığı gösterilebilir:

$$e = \sum_{t=K+1}^N \lambda_i$$

### 3.3 Dönüşüm Öğrenme (Çoklu Lineer Regresyon)

Bizim yüz tanıma sisteminde üçüncü adım poz dönüşüm veya dönüşüm öğrenmesidir. Bu çalışmada, çoklu regresyon tekniği (en küçük kareler tekniği) poz dönüşüm öğrenme ve hata değerlendirme için kullanılmaktadır. Regresyon tekniklerini iyi anlamak için, ilk olarak basit lineer (doğrusal) regresyon tekniği tanıtılmaktadır. Sonra farklı regresyon modeli gösterilip ve son olarak çoklu lineer regresyon için en küçük kare teknikleri anlatılmaktadır.

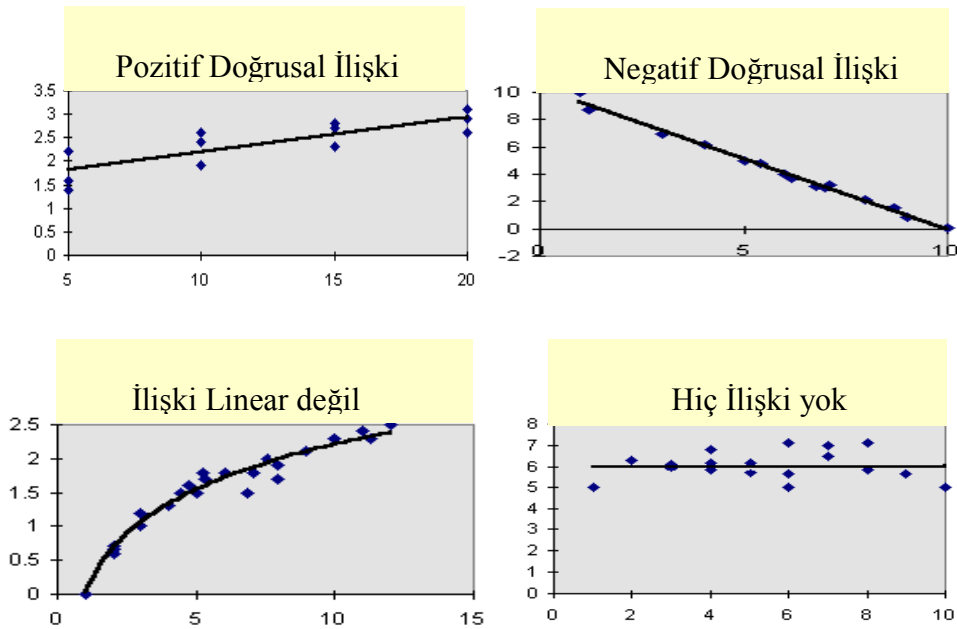
#### 3.3.1 Basit lineer regresyon

Basit regresyon analizi istatistiksel bir araç olup bize bir bağımlı değişken (genellikle  $y$  olarak işaretlenmektedir) ile bir başka bağımsız değişken (genellikle  $x$  olarak işaretlenmektedir) arasındaki matematiksel ilişkiyi değerlendirme olanağı tanımaktadır. Bağımlı değişken tahmin yapmak istediğimiz değişkendir. Nicel analizin temel amacı, bir olgu hakkında güncel bilgileri kullanarak gelecekteki davranışlarını tahmin etmektir. Güncel bilgi genellikle veri seti şeklindedir. Basit bir örnek vermek gerekiyorsa, veriler

bir çift sayı seti oluşturduklarında, bu çift sayı bağımsız (veya tahmin eden)  $X$  ve bağımlı (veya yanıt)  $Y$  değişkenlerinin gözlenen değerlerinin temsili olarak yorumlanabilmektedir. Veriyi öğrenen analistin hedefi, yanıt değişkeni  $y$  ve tahmin eden değişken  $x$  arasındaki fonksiyonel bir ilişkiyi bulmaktır. Basit doğrusal regresyon modelinde, sadece tek bir bağımsız değişken ( $x$ ) ve tek bir bağımlı değişken ( $y$ ) mevcuttur.  $x$  ve  $y$  arasındaki ilişki doğrusal bir fonksiyon ile ifade edilmektedir. Bu noktada şunu not etmek gerekiyor ki doğrusal regresyonu manipüle etmeden önce, ilişki tipleri korelasyon analizine dayanmalıdır ve sonra ilişki tipine dayanarak ilgili regresyon modeli dönüşümü uygulanmalıdır. Şekil 3.2’de regresyon modeli tipine ait bir örnek verilmektedir.

### 3.3.2 Regresyon modellerinin tipleri

Şekil 3.2’de çeşitli regresyon modeli tipleri gösterilmektedir. Ayrı ayrı olarak burada dört şekil var. Satır olarak, ilk şekilde pozitif doğrusal ilişkinin modeli, ikinci şekilde negatif doğrusal ilişkinin modeli, üçüncü şekilde ilişki lineer olmadığını, ve dördüncü şekilde hiç ilişki olmadığını gösterilmektedir.



Şekil 3.2 Regresyon modelleri

### 3.3.3 Genel lineer regresyon

Aşağıda lineer regresyonun genel formülü verilmektedir:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon.$$

Bu formülde,  $Y$  bağımlı değişken,  $\beta_0$  kesişim,  $\beta_1$  eğim katsayısı,  $X$  bağımsız değişken,  $\varepsilon$  Rastgele Hata olarak tanımlanır. Birçok istatistik ve olasılık formülü gibi, lineer regresyon de aşağıda sıralanan bazı varsayımlara dayalıdır:

- Hata değerleri ( $\varepsilon$ ) istatistiksel olarak bağımsızdır
- Hata değerleri verilen herhangi bir  $x$  değeri için normal dağılıma uygundur
- Hataların olasılık dağılımı normaldir
- Hataların olasılık dağılımı sabit varyansa sahiptir
- $x$  değişkeni ve  $y$  değişkeni arasındaki ilişki doğrusaldır

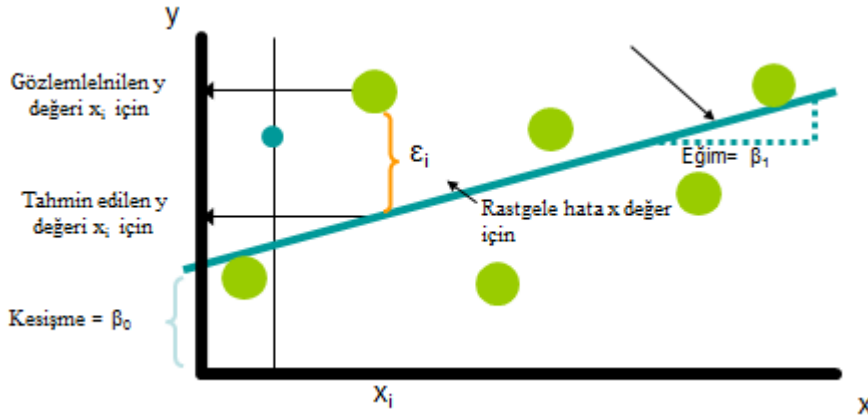
### 3.3.4 Tahmin edilen regresyon modeli

Örnek regresyon doğrusu, tahmin edilen değerlerin regresyon doğrusunun tahminini sağlar. Aşağıdaki formül, tahmin edilen regresyonu hesaplanmaktadır

$$y_i = b_0 + b_1 x$$

Yukarıdaki formülde,  $y_i$  tahmin edilen  $y$  değerini,  $b_0$  regresyon kesişim tahminini,  $b_1$  regresyon eğim tahminini ve  $x$  bağımsız değişkeni göstermektedir. Bireysel rastgele hata terimleri  $e_i$  sıfır ortalamaya sahiptir. Şekil 3.3'de, genel regresyon modeli ilişkisi, tahmin edilen regresyon modeli ve  $x_1$  için gözlenen  $y$  ve  $x_1$  için tahmin edilen  $y$

değerlerinin her ikisinin nitelikleri, mesafe  $\beta_0$ ,  $x$  değeri için rastgele hata  $\varepsilon_i$  ve eğim  $\beta_1$  doğrusal ilişki varsayımı ile 6 rastgele örnek değerler ile gösterilmiştir.



Şekil 3.3 Tahmin edilen regresyonun grafiksel gösterimi

### 3.3.5 En küçük kareler ölçütü

Tahmin edilen regresyon modeli formüldeki gibi,  $y_i = b_0 + b_1x$ . Burada,  $b_0$  ve  $b_1$  kalanlar karesinin toplamını minimize eden  $b_0$  ve  $b_1$  değerlerini bularak elde edilmektedir. Şimdi en küçük kareler tekniği ile tahmin edilen regresyon modeli bulunmaktadır. En küçük kareler orijinal  $y$  regresyon ve tahmin edilen  $y$  regresyon arasındaki hata değeri ile  $b_0$  ve  $b_1$ 'i bulunmaktadır. Aşağıdaki şekilde anlatılmış formülasyonu gösterilmektedir

$$e^2 = (y - \hat{y})^2 \Rightarrow (y - (b_0 + b_1x))^2$$

En küçük kareler denklemi:  $b_1$  ve  $b_0$  için formül şu şekildedir:  $b_1 = \frac{(x-x)(y-y)}{(x-x)^2}$ .

Bu ifadenin cebirsel eşdeğeri ise şu şekildedir  $b_1 = \frac{xy - \frac{x}{n}y}{x^2 - \frac{(x)^2}{n}}$ , ve son olarak

$$b_0 = y - b_1x$$

### 3.3.6 Çoklu lineer regresyon

Çoklu lineer regresyon, bir yanıt değişken  $y$ 'nin, bağımsız değişkenler  $x_1, x_2, \dots, x_m$  setine göre değişme düşüncesinin ifade edilmesi anlamına gelir.  $y$  değişkeninin sergilediği değişkenlik iki bileşene sahiptir: 1) sistematik kısım ve 2) rastgele kısım.  $y$ 'nin sistematik değişimi  $x$  değişkenlerine bağlı bir fonksiyon olarak modellenebilir.  $y$  ile  $x_1, x_2, \dots, x_m$  değişkenlerini ilişkilendirme modeline regresyon denklemi denir. Rastgele kısım, modelin tam olarak yanıtın davranışının ifade etmediği olgusunu dikkate almaktadır.

Formalite olarak, çoklu doğrusal regresyon, regressör değişkenleri ve parametrelerinin bir fonksiyonuna bir yanıt olan  $y$  değişkenine uygundur. Genel lineer regresyon modeli aşağıdaki formülde ifade edilmektedir:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_m X_m + \varepsilon$$

Formülde,  $y$  yanıt değişkenini veya bağımlı değişkeni,  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m$  bilinmeyen parametreleri,  $x_1, x_2, \dots, x_m$  regresörü veya bağımsız değişkenleri ve  $\varepsilon$  ise rastgele bir hatayı ifade etmektedir.

En küçük kare, bu değişkenlerin gözlenen değerler setine dayanan parametreleri tahmin etmek için kullanılan bir tekniktir. Bunun amacı  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m$  parametrelerini bulmak ve tahmin etmektir. Bu parametreler gerçek  $y$  değerleri ve denklem ile tahmin edilen  $y$  değerleri arasındaki farkların karelerinin toplamını en aza indirmektedirler. Bu tahminlere en küçük kareler tahmini denir ve minimize edilen miktara karelerin hata toplamı denir.

Klasik doğrusal model, yanıtların,  $y$ , birkaç örnek veriden (görüntüden) örneklendiğini varsaymaktadır. Bu örnek veriler (görüntüler) uygun  $x_1, x_2, \dots, x_m$  değerleri ile belirlenmektedir. Araştırma amaçlı olarak,  $x$ 'in değerleri seçilir, onlar rastgele değerler değildir. Ancak, yanıt değerleri rastgele değerlerdir. Eğer deneme ihtiyaçlarını

karşlamak için  $x$  değerlerini seçiyorsak  $x$ 'in set değerleri ile deney yapılmalı ve yanıtlar ölçülmelidir. Çoğu zaman, bağımsız değişkenlerin gerçek değerleri kontrol edilememektedir. Bu durumlarda, en azından yanıt değişkeni göre onların sabit oldukları varsayılmalıdır.

En küçük kareler prensibi, ilgili  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m$  parametrelerin tahmini  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m$  değerlerini elde etmek için  $y$ 'nin  $n$  adet gözlenen değerlerinden oluşan setine ve ilişkili  $x_j$  değerlerine uygulanmaktadır. Bu tahminler daha sonra tahmin denklemini veya uygun modeli oluşturmak için kullanılmaktadır.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_m x_m$$

Birçok regresyon hesaplamaları matris gösterimi şeklinde rahatça gösterilebilir.  $y_i, x_{ij}$  ve  $\varepsilon_i$  parametrelerinin  $i$ . gözlemden  $y, x_j$  ve  $\varepsilon$  değerlerini sırasıyla gösterdiğini kabul edelim. Bu durum için  $Y$  vektörü,  $X$  matrisi ve  $\varepsilon$  vektörü aşağıdaki gibi gösterilebilmektedir:

$$Y = \begin{matrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{matrix}, X = \begin{matrix} 1 & x_{11} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{1m} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{nm} \end{matrix}, \varepsilon = \begin{matrix} \varepsilon_1 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{matrix}$$

Yukarıdaki model, matris gösteriminde şu şekilde yazılabilir:  $Y = X\beta + \varepsilon$ .

Burada,  $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m)$  vektör parametrelerdir. En küçük kareler tahminlerinin vektörü  $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m)$  ve normal denklemler setini çözerek elde edilmektedir.  $X'X\beta = X'Y$ ,  $XX'$ 'in tam rütbe (gayri tekil) sahip olduğunu varsayarak, normal denklemler için tek çözüm aşağıda verilmektedir.

$$\beta = (X'X)^{-1} X'Y$$

$(X'X)^{-1}$  matrisi regresyon analizinde çok yararlıdır ve genellikle aşağıdaki gibi gösterilir:



$$(X'X)^{-1} = C = \begin{matrix} c_{00} & c_{01} & \dots & c_{0m} \\ c_{10} & c_{11} & \dots & c_{1m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{m1} & c_{m2} & \dots & c_{mm} \end{matrix}$$

Dönüştürme amacıyla çoklu doğrusal regresyonun en küçük kare teknikleri ile dönüşüm matrisi aşağıdaki şekilde uygulanmaktadır.  $A_F$  (yukarıdaki formülde  $Y$ ) matrisinin PCA ile çıkarılan ön poza dönüştürme öznitelik vektörlerini  $f_1, f_2, f_3, \dots, f_n$  içerdiğini,  $A_P$  (yukarıdaki formülde  $X$ ) matrisinin PCA ile çıkarılan ön poza dönüştürme öznitelik vektörlerini  $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$  içerdiğini ve  $T$  ( $\beta$ ) matrisinin öğrenme veya eğitme ile elde edilen dönüşüm matrisinin  $t_1, t_2, t_3, \dots, t_n$  içerdiğini varsayalım. Bunların matris ile ifadesi aşağıdaki gibidir:

$$A_F = \begin{matrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ f_n \end{matrix}$$

$$A_P = \begin{matrix} p_1 \\ p_2 \\ p_3 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ p_n \end{matrix}$$

$$T = \begin{matrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ t_n \end{matrix}$$

Böylece dönüşüm şu şekilde ifade edilebilir:  $A_F = A_P T$

### 3.4 Öklid Mesafesi ile Eşleştirme

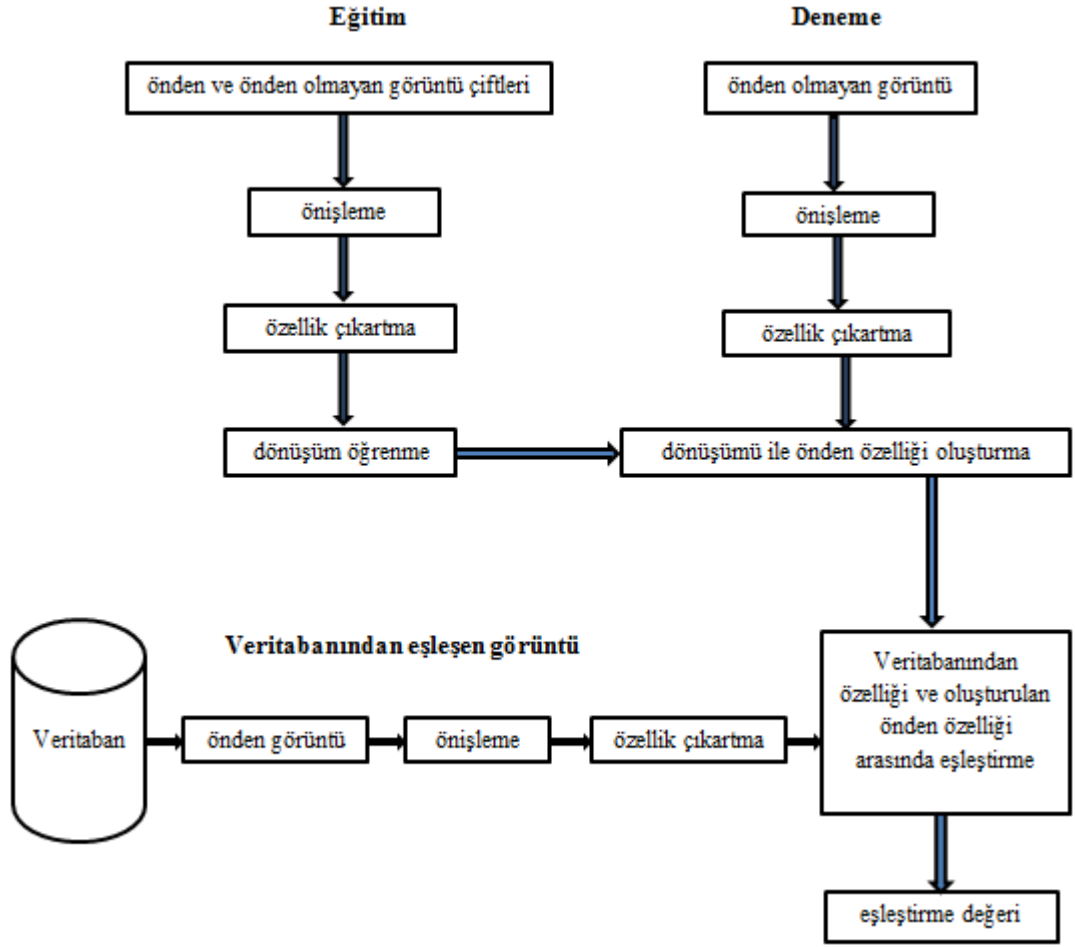
Önerilen yüz tanıma sisteminin son adımı eşleştirme ve tanımadır. Bu tez çalışmasında, birçok farklı eşleştirme teknikleri arasından Öklid mesafesi eşleştirme tekniği kullanılmaktadır. Öklid uzaklığının formülasyonu şu şekildedir: Formülde  $w_i$ , çıkartılan ağırlık vektördür. Girilen görüntünün vektörü, veritabandaki vektörüyle çarpınca ağırlık vektörü elde edilmektedir. Sonra her ağırlık vektörü, transpoz ile çarpınca bir ağırlık değer ( $\Omega$ ) elde edilmektedir. Girilen görüntünün ağırlık değer ve veritabandaki ağırlık değer arasındaki mesafeyi aşağıdaki gibi bulunmaktadır.

$$\Omega - \Omega^T = \sum_{i=1}^K (w_i - w_i^T)^2$$

Tanıma için Öklid mesafesinin tekniğini uygulamadan önce, eğitim (training) görüntülerinden oluşan setin ağırlığı bulunmaktadır ve ağırlık vektörleri oluşturmaktadır. Daha sonra Öklid mesafesi tekniği ile prob görüntü ve eğitim seti görüntüleri arasındaki mesafeler hesaplanmaktadır. Deneysel olarak uygun eşik değeri de bulunduktan sonra nesne bulunmaktadır ve yüz görüntüleri belirli sınıflarda görüntülenmektedir.

Bu bölümde son olarak, yüz tanıma sisteminin mimarisi Şekil 3.4'de gösterilmektedir. Şekilde gösterildiği gibi eğitim (training) ve deneme (testing) poz dönüştürme adımına kadar bağımsız olarak çalışır. Yani her ikisinde ( training ve testing) önışleme ve öznitelik çıkartma bağımsız olarak yapılır ve sonra dönüştürme sırasında, dönüştürme öğrenmenin adımı eğitimin çıkartılan öznitelik vektörler ve denemenin çıkartılan öznitelik vektörlerin üzerinde uygulanmaktadır. Daha sonra dönüştürme matrisi öğrendikten sonra, girilen bir poz görüntüsüne uygun olarak, dönüştürme uygulanmaktadır. Veritabandaki ön poz görüntülerde de, önışleme ve öznitelik çıkartma adımları bağımsız olarak uygulanıp ve veritabandı görününün öznitelik vektörler ve dışarıdan (kameradan) girilen görüntünün öznitelik vektörlerin (dönüştürme uygulandıktan sonra) eşleştirme ve tanıma bu iki vektör arasında yapılmaktadır. Bu bölümün sonraki alt bölümde poz genelinde yüz tanıma sisteminin mimarisi gösterilmektedir.

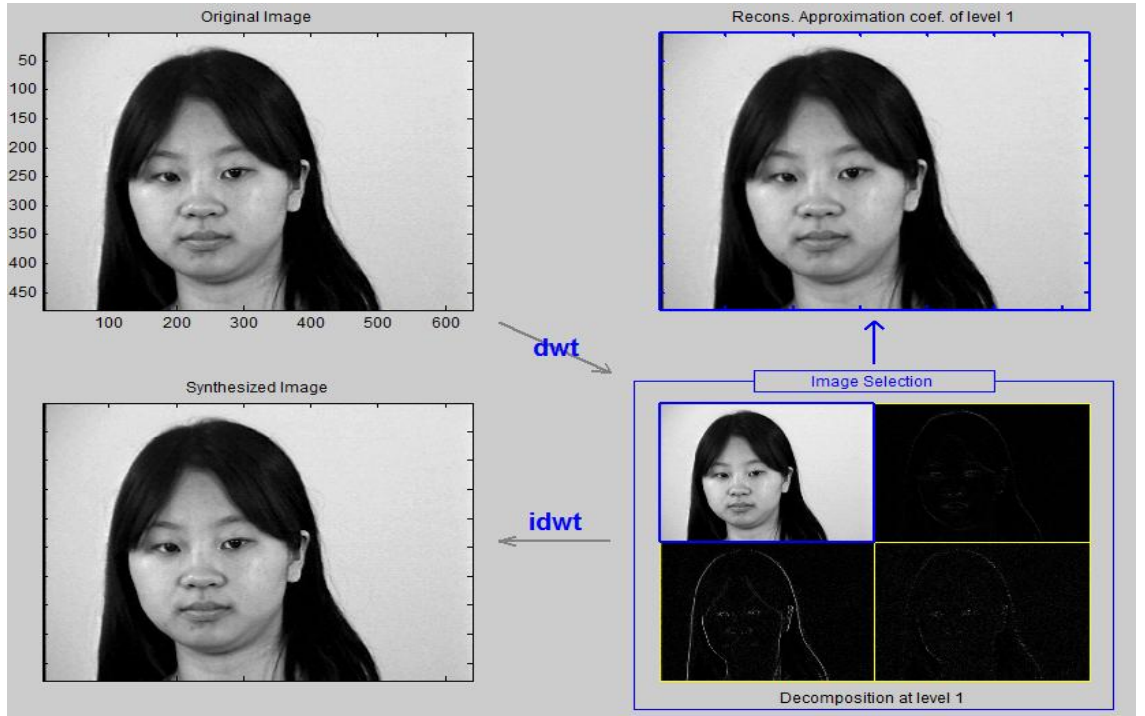
### 3.5 Poz Genelinde Yüz Tanıma Sisteminin Mimarisi



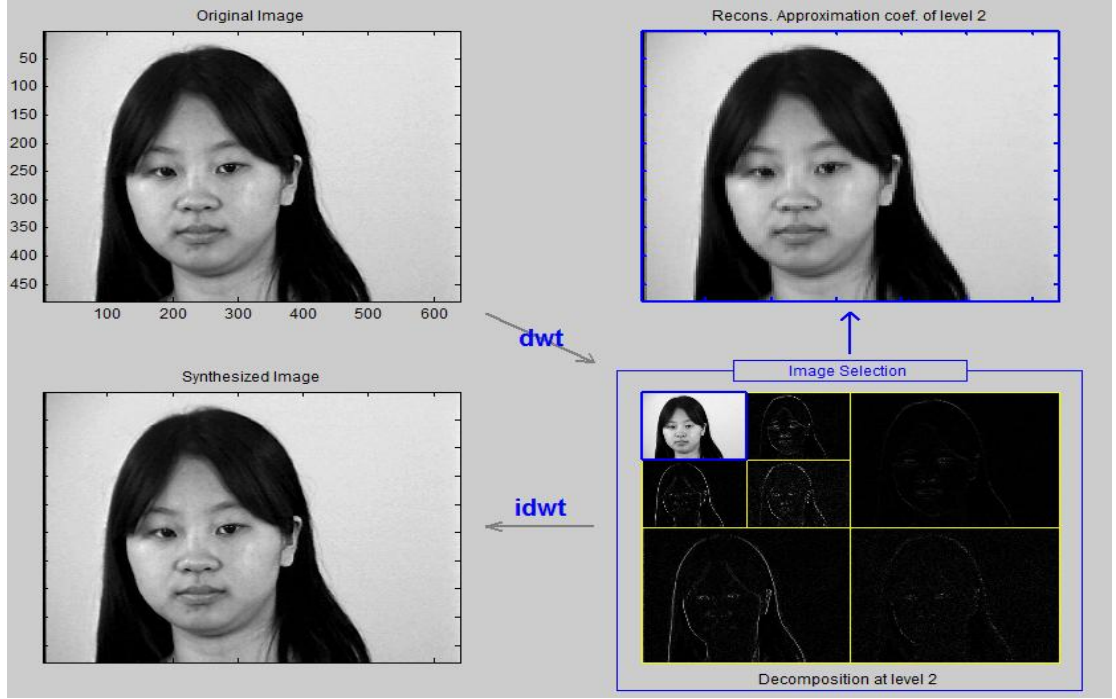
Şekil 3.4 Yüz tanıma sisteminin mimarisi

#### 4. BULGULAR

Önceki bölümde bahsedildiği gibi önışleme adımında gürültü kaldırma tekniği uygulanmıştır. Önerilen ve geliştirilen sistemde gürültünün kaldırılması sıfır ortalama (zero mean) ve iki seviyeli Haar dalgacılık dönüştürme filtresi kullanılarak gürültü ve gereksiz detayları kaldırmak için uygulanmıştır. Şekil 4.1’de gösterildiği gibi, sadece yaklaşım bileşeni (düşük frekans bileşeni) her seviyede korunmaktadır ve sonuçta görüntünün boyutunun yanı sıra hesaplama maliyeti de azalmaktadır. Şekilde orjinal görüntü (original image), aşağısı sentezlenmiş görüntü (synthesized image), ve mavi renk ile seçilen görüntü (yaklaşım bileşen) ve ilk düzey compozisyon dört çeşit (yatay, dikey, diyagonal, yaklaşım bileşen) gösterilmektedir.

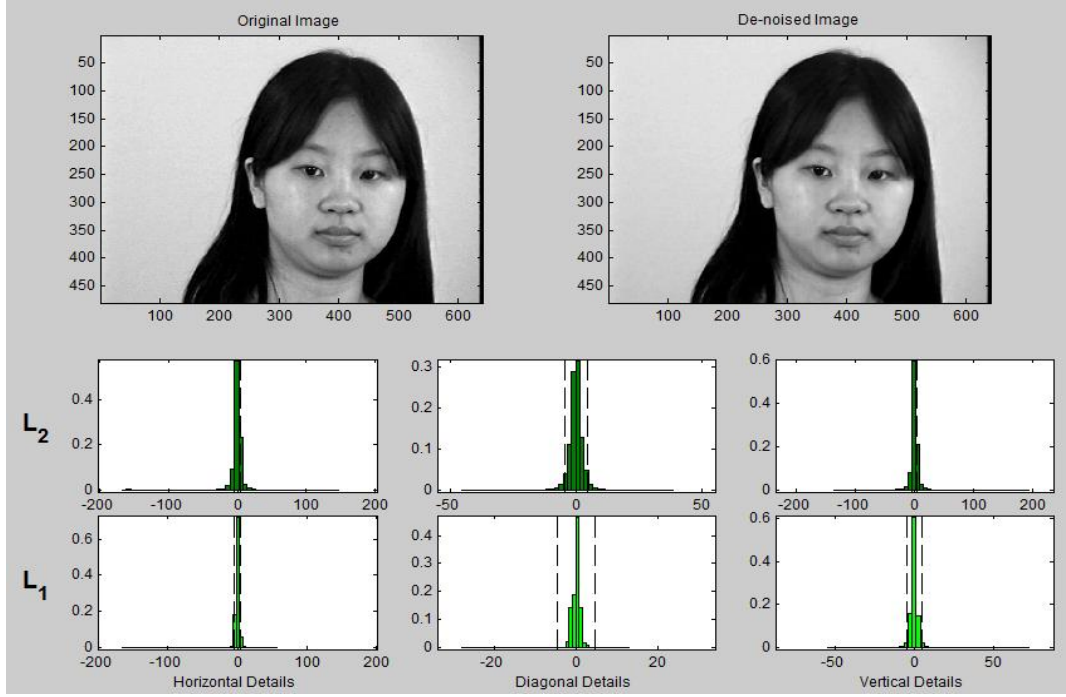


Şekil 4.1 1 Seviye Haar dalgacık dönüştürme



Şekil 4.2. 2 Seviye Haar dalgacık dönüşümü

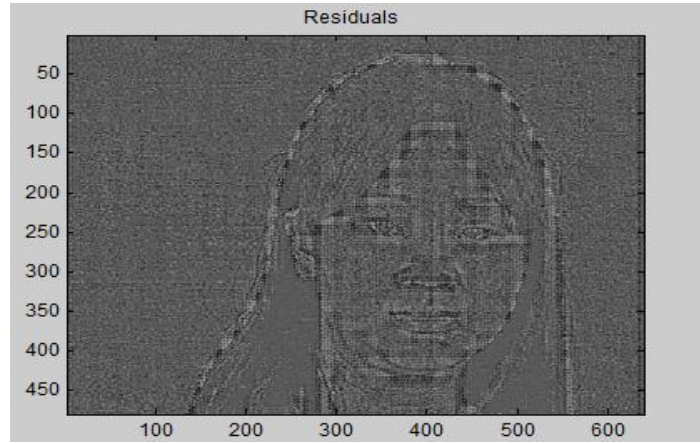
Şekil 4.2’de iki seviye Haar dalgacık gösterilmektedir. İkinci seviye Haar dalgacıkta, ikinci seviyede önemli olan yaklaşım bileşenler görüntüden çıkarılmaktadır. Şöyle İkinci seviyede görüntünün boyutu daha fazla azaltılır ve önemsiz detaylar (gürültü) gösterilmemektedir. Gürültü kaldırıldıktan sonraki görüntü ve uygun histogramlar şekil 4.3’de görülmektedir.



Şekil 4.3 Gürültü kaldırılan görüntü ve ilişkili histogramlar

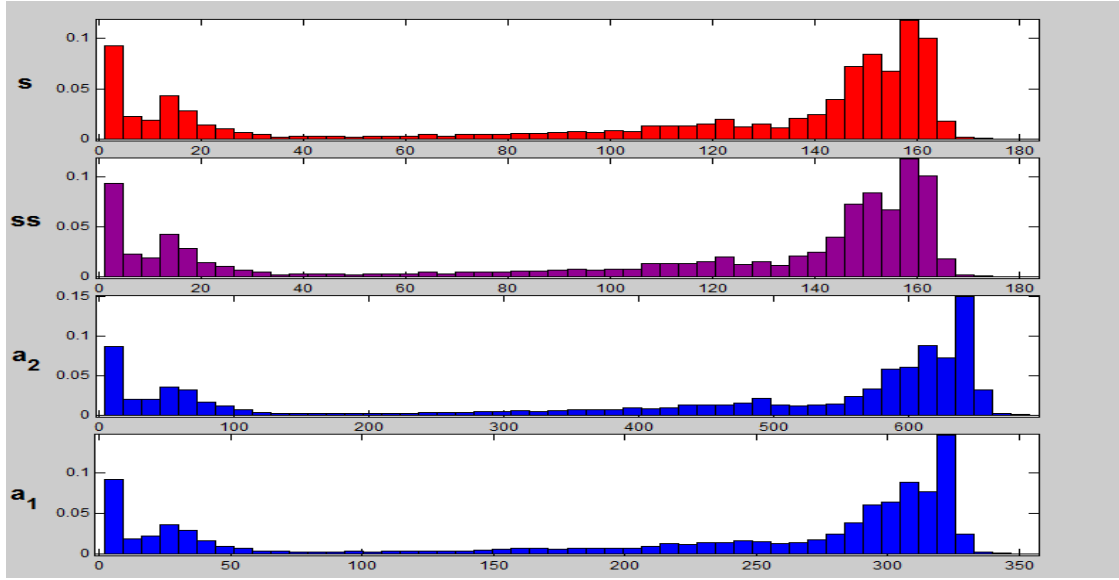
Histogramda görüntünün üç Haar dalgacığın özellikleri; yatay özellikleri, dikey özellikleri ve diagonal özellikleri'nin histogramları gösterilmektedir.

Gürültüden arındırılan görüntü ile ilgili fazlalıklar veya uygun hata oranı şekil 4.4'de gösterilmektedir.



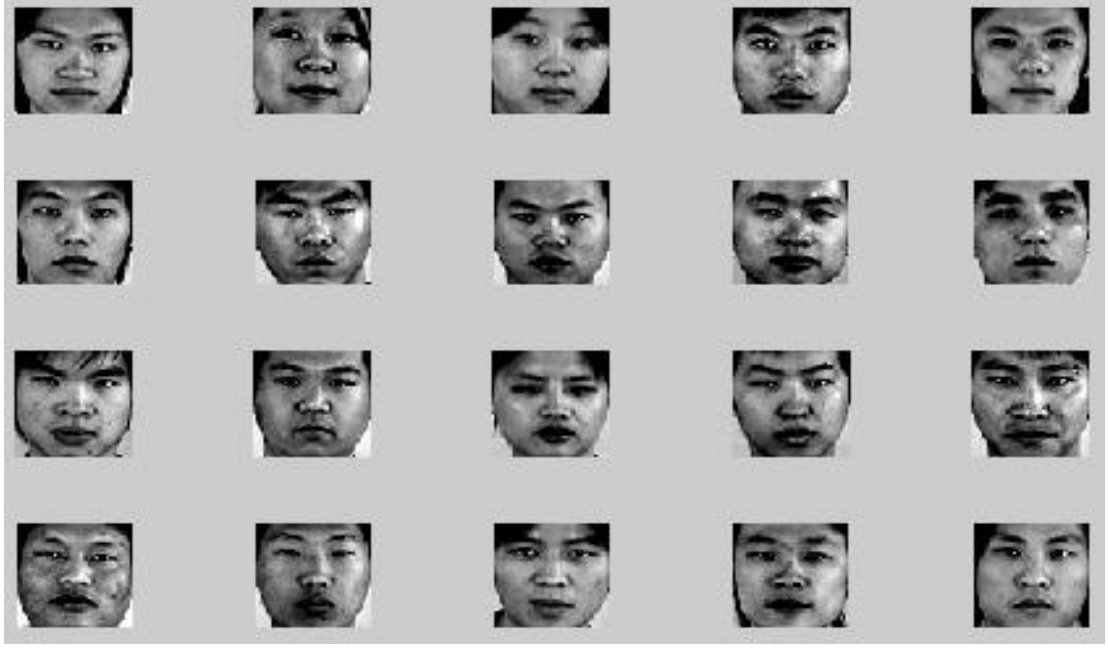
Şekil 4.4 Gürültü kaldırılan görüntüdeki hata oranı

Böylece orijinal görüntü  $s$ , gürültüden arındırılmış sentez edilmiş görüntü  $ss$ , 1. Seviye Haar dalgacık dönüşümü  $a_1$  ve 2. Seviye Haar Dalgacık dönüşümü  $a_2$  histogramalar şekil 4.5'te gösterilmektedir.



Şekil 4.5  $s$ : Orijinal görüntü,  $ss$ :Gürültüden arındırılmış görüntü,  $a_1$ : 1 Seviye Haar dönüşüm,  $a_2$ : 2 Seviye Haar dönüşüm histogramaları

Deney sürecinde yüz tanıma prosedürünü adım adım ayrıntılı olarak göstermek için, Çinveritabanından (<http://www.face-rec.org/databases/>) 20 görüntüyü seçilip ve kullanılmaktadır. Şekil 4.6'da eğitim seti girişini gösterilmektedir.



Şekil 4.6 Eğitim seti görüntülerinin örneği

Sonra önışleme şartı olarak, eğitim set görüntüleri daha da normalize edilmelidir. Uygulanan normalize işlemleri, eğitim setindeki bütün görüntülerin sıfır ortalamaya sahip olduklarına ve Haar Dalgacık uygulanarak gürültüden ve sınıflar arası ortak verilerden arındırıldıklarına işaret etmektedir. Normalizasyon işleminden sonraki eğitim seti görüntüleri Şekil 4.7’de gösterilmektedir.



Şekil 4.7 Gürültü çıkarıldıktan sonra eğitim görüntüleri



Daha sonra özellik çıkarma ve boyut indirgeme adımları uygulanmaktadır. Bu adımlar, özellik vektörlerini (eigenfaces) oluşturmaktadırlar. Bu özellik vektörleri, tanıma adımı için ağırlık vektörlerini oluşturmak için daha düşük boyutta alt uzaylar içermektedirler. Burada anlamlı öz vektörler, uygun öz değerlerinden yorumlanan enerjinin büyük kısmını saklayan öz vektörlerden elde edilmektedir. Anlamlı öz vektörler seçildikten sonra görüntüler indirgenmiş vektör uzayına transfer (tahmin) edilmektedir. Başka deyişle vektör uzayı sadece seçilen anlamlı öz vektörlerden oluşmaktadır. Son olarak, tahmin katsayıları özellik vektörünü ve indirgenmiş vektör uzayı ise özellik uzayını oluşturmaktadır. Şekil 4.8’de öz vektörleri veya ana bileşenleri gösterilmektedir.



Şekil 4.8 Eğitim seti görüntülerin öz yüzleri

Bundan sonra görüntü oluşturma adımı gerçekleştirilmektedir. Bu adım, yüz tanıma sistemi için gerekli değildir. Ama indirgenmiş düşük boyutlu özellik vektörlerinden orijinal görüntünün yeniden oluşturulabildiğini göstermek için yararlıdır.

Her pozun vektör uzaylarında ifade edilen görüntülerin özellik vektörleri, ön poz yüz görüntüsü ve ön poz olmayan yüz görüntüsü, özellik vektörleri arasındaki doğrusal dönüşümü öğrenmek için kullanılmaktadırlar. Uygun pozların özellik vektörleri  $A_p$  ve

$A_F$  matrislerinde sütun vektörü olarak temsil edilmektedirler.  $T$  matrisinin eğitim yolu ile elde edilen arzulanan dönüşüm matrisi olduğunu kabul edelim.

$$A_F = TA_p$$

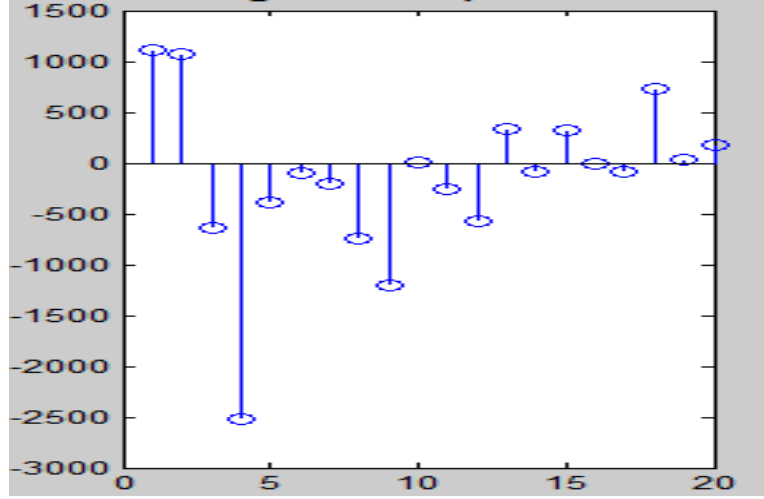
En küçük kareler çözümü matris formülasyonu ile aşağıdaki gibi gösterilebilir:

$$T = ((A_pTA_p)^{-1}A_pTA_F)$$

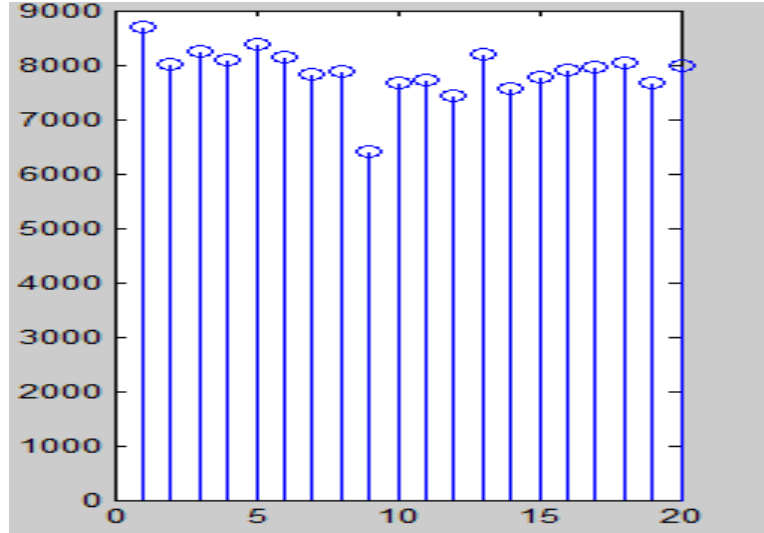
$$\varepsilon = A_F - A_pT$$

Son adım olarak, eşleştirme ve tanıma adımı uygulanmaktadır. Görüntülerin kategorisi, metrik ağırlık özelliği vektörlerine uygun ve deneysel olarak sınıflandırılmaktadır. Önerilen ve geliştirilen uygulamada eşleştirme işlemi için Öklid mesafe formülasyonu kullanılmaktadır. Bu amaçla ağırlık özellik vektörleri arasındaki eşik aralığı belirlenmektedir. Sonuçlar aşağıdaki prob görüntülerinde gösterilmektedir.

Herhangi bir prob görüntü (kamerden ya dışarıdan girilen görüntü) için özellik çıkarma işlemi yapılmaktadır. Öğretilen dönüşüm matrisi ( $T$ ), önden olmayan yüz görüntüsünün uygun ön yüz görüntünü özelliklerinin özellik vektörlerini elde etmek için önden olmayan poz görüntüsünün özellik vektörlerine uygulanmaktadır. Elde edilen ön yüz özellik vektörü veritabanındaki subjektlerin önden poz görüntü, galeri özellik vektörü ile eşleştirilmektedir. Öklid mesafe sınıflandırıcısı, sınıflandırma için eşik değeri belirlemek için kullanılmaktadır. Burada Stem fonksiyon, sınıflandırma için ağırlık vektörleri ile elde edilen verileri göstermek için kullanılmıştır. Şekil 4.9 ağırlık vektörlerinin plotu gösterilmektedir. Şekil 4.10 ise 20 eğitim görüntülerin Öklid sonuçlarının plotları gösterilmektedir.



Şekil 4.9 X-ekseni boyunca ağırlık vektörü verilerinin dağılım plotu



Şekil 4.10 X-ekseni boyunca Öklid mesafe vektörü verilerinin dağılım plotu

Öklid mesafelerine göre sınıflandırma çıkış sonucu şekil 4.11 gibidir. Sınıflandırılmış veriler dört vektöre dağıılmaktadır: MinOfMin, MaxOfMin, MinOfMax ve MaxOfMax. Şimdi ise eşleştirme ile veritabanında herhangi giriş görüntüsünün (prob görüntüsü) bulunup bulunmadığına karar vermek lazım. Prob görüntüsü eşleştirme için geldiği zaman, gürültü kaldırma, yani temel bileşen çıkarma, prosedürü yerine getirilmektedir. Sonra ağırlık prosedürü bulma işlemi yerine getirilir ve veritabanındaki bütün görüntülerden prob görüntünün Öklid mesafesi bulunmaktadır. Eğer giriş görüntüsünün Öklid mesafe sonucu Min Vektörde bulunuyorsa, bu görüntü veritabanında var ve bu bir yüz görüntüsüdür demektir. Sonra veritabanındaki en küçük

Öklid mesafesine sahip görüntü oluşturularak ara yüzde gösterilir. Aşağıdaki çıktı eşik bulma işleminin bir örneğidir.

```
MaxOfMax =  
      8.3602e+03  
  
MinOfMax =  
      6.9415e+03  
  
MaxOfMin =  
      5.4872e+03  
  
MinOfMin =  
      5.0365e+03  
  
MinED =  
      5.8658e+03  
  
>> |
```

Şekil 4.11 Öklid mesafelerine göre sınıflandırma çıkış sonucu

Deneyle sonuçunda önerilen yüz tanıma sisteminin tanıma ve hata oranlarını hesaplamak ve değerlendirmek için üç yüz görüntü veritabanı kullanılmaktadır: 1) FEI yüz görüntü veritabanı (<http://www.face-rec.org/databases/>); 2) Çin yüz veritabanı (<http://www.face-rec.org/databases/>); 3) UMIST yüz görüntü veritabanı (<http://www.face-rec.org/databases/>). Aşağıda adım adım her bir veri tabanı açıklanmakta ve ilgili sonuçlar sunulmaktadır.

#### 4.1 FEI Yüz Görüntüleri Veritabanı Denemeleri ve Sonuçları

FEI, Brezilya üretimi bir yüz veritabanıdır. 200 bireylerin her biri için 14 görüntü mevcuttur. Veritabanında toplam 2800 görüntü bulunmaktadır. Tüm görüntüler ön pozlu ve renkli olup beyaz bir homojen arka fon ile oluşturulmuştur. Ölçek yaklaşık %10 oranında değişebilir ve her görüntünün orijinal boyutu 640 x 480 pikseldir. Bütün yüzler genellikle öğrencilere ve FEI çalışanlarına ait olup yaşları 19 ila 40 arasında değişmektedir. Her bir görüntü farklı bir görünüm, saç modeli ve süs özelliklerine

sahiptir. Bu gereklemede, 29 kiři, poz farkı  $+22.5^\circ$ ,  $-22.5^\circ$ ,  $+45^\circ$ ,  $-45^\circ$  olmak üzere toplamda 116 grnt seilmektedir. Veritabanında 29 n poz grnts tutulmaktadır, kalan grntler eėitim/ėrenme ve test iin kullanılmaktadır. Őekil 4.12’de FEI veritabandan bir 10 rnek grnt farklı pozda gsterilmektedir.



Őekil 4.12 FEI Yz veritabanından rnek grntler

Bu uygulamada 29 kiřinin,  $+22.5^\circ$  ile  $-22.5^\circ$  arası aı deėerlerine sahip 116 poz grnts kullanılmıřtır. izelge 4.1’de implementasyon sonucu gsterilmektedir. Gsterildiėi gibi ortalama olarak yzde 86.5 tanıma oranı gerekleřtirilmiřtir.

izelge 4.1 FEI yz veritabanı yapılan deneylerin zeti

Eėim	Tanıma oranı	Hata	Ortalama
$+22.5$	87	13	86.5
$-22.5$	86	14	

#### 4.2 UMIST Yz Grntleri Veritabanı Denemeleri ve Sonuları

UMIST yz veritabanı,  $220 \times 220$  boyutlu 20 farklı kiřinin yoėunluk yz grntlerinden oluřmaktadır. Her kiřinin saė ve sol profilinden eřitli aılarla yaklaşık 19 ile 36 arasında farklı poz grntleri vardır. Őekil 4.13 bu veritabanının yz grntlerinden rnekleri gstermektedir.



Şekil 4.13 UMIST Yüz veritabanından örnek görüntüler

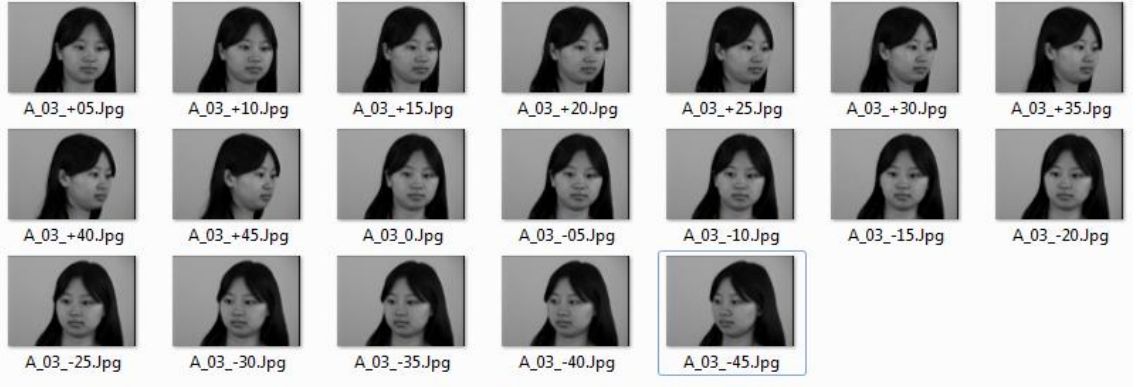
Bu uygulamada 49 kişinin,  $+45^{\circ}$  ile  $-45^{\circ}$  arasında değişen açılara sahip 110 farklı poz görüntüsü kullanılmıştır. Çizelge 4.2’de implementasyon sonucu gösterilmektedir. Gösterildiği gibi ortalama olarak yüzde 72 tanıma oranı gerçekleştirilmiştir.

Çizelge 4.2 UMIST yüz veritabanı ile yapılan deneylerin özeti

Eğim	Tanıma oranı	Hata	Ortalama
From $-45^{\circ}$ to $+45^{\circ}$	72	28	72

### 4.3 Çin Yüz Görüntüleri Veritabanı Denemeleri ve Sonuçları

Çin veritabanı büyük bir yüz veritabanı olup  $-90^{\circ}$  ile  $+90^{\circ}$  arasında açı değerlerine sahip 90 kişinin toplam 660 yüz görüntülerini barındırmaktadır. Geliştirilen uygulamada, Çin yüz görüntü veritabanından, 22 kişiye ait  $+45^{\circ}$ ,  $+25^{\circ}$ ,  $+20^{\circ}$ ,  $+15^{\circ}$ ,  $-15^{\circ}$ ,  $-20^{\circ}$ ,  $-25^{\circ}$ ,  $-45^{\circ}$  arasında açı değerlerine sahip toplam 172 görüntü kullanılmıştır. Şekil 4.14’de bu veritabanından alınmış örnek görüntüleri gösterilmektedir. Çizelge 4.3’de implementasyon sonucu gösterilmektedir. Gösterildiği gibi ortalama olarak yüzde 74 tanıma oranı gerçekleştirilmiştir.

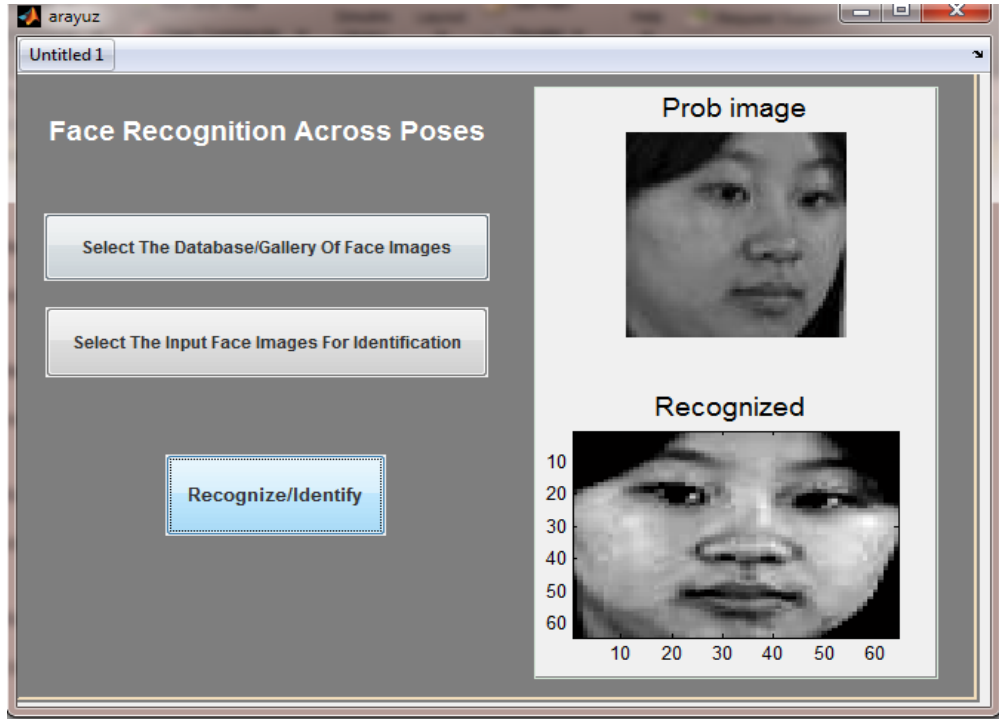


Şekil 4.14 Çin Yüz veritabanından örnek görüntüler

Çizelge 4.3 Çin yüz veritabanı ile yapılan deneylerin özeti

Eğim	Tanıma oranı	Hata oranı	Tanıma oranının ortalaması
+45	27	85	74
+25	79	25	
+20	88	12	
+15	98	4	
-15	96	4	
-20	90	11	
-25	78	37	
-45	29	80	

Şekil 4.15'te geliştirilen yüz tanıma sisteminin ara yüzünü göstermektedir. Genel implementasyonun sonuçlara göre, önerilen ve geliştirilen sistem iki önemli kriteri dayanarak, başka benzer çalışma ve sistemleri karşılaştırarak (Lee , H.S. Kim, D. 2006), daha iyi bir performans gösterilmektedir. Şu iki önemli kriter: 1) Yüz tanıma sistemi veritabanında tek önden görüntü kullansın; 2) Sistem otomatik çalışsın, yani yüzün özelliklerinin seçilmesi otomatik seçilip ve çıkartılmalıdır. Daha iyi bir performans nedeni, birisi önışleme işlemindedir; ikincisi dönüştürmede, regresyoun için daha etkili prametrenin seçilmesi ve gerçekleştirilmesidir.



Şekil 4.15 Geliştirilen Yüz Tanıma Sisteminin Ara yüzü



## 5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Yüz tanıma sisteminin asıl hedefi etkin ve otomatik (temas ve işbirliği gerektirmeyen) bir biyometrik tanıma sistemi ortaya koymaktır. Gerçek yaşam koşullarını dikkate alarak böyle bir sistemin gerçekleştirilmesi ve uygulanması diğer biyometrik örüntü tanıma göre daha zordur. Çünkü geleneksel yüz tanıma sistemleri kullanıcının ve subjektin işbirliğini gerektirmektedir. Aydınlatma, poz değişikliği, tıkanıklığı, yüz ifadesi, yaş, yüz aksesuarları vb. gibi birçok problemler arasında, poz varyasyonu yüz özelliklerinin kayması ve saklanma nedeniyle daha problemlidir. Yüzün şekil değiştirebilme problemini aşmak için verimli teknikler gerekmektedir. Önerilen yüz tanıma sisteminde otomatik, temas gerektirmeyen ve gerçekleştirilmesi için uygun olan tekniklere ihtiyaç duyulmaktadır. Aynı zamanda, performans açısından bakıldığında gerçek şartlar önerilen yüz tanıma sisteminin hesaplama maliyetinin düşük olmasını gerektirmektedir.

Yukarıdaki şartlara cevap verebilmek için önerilen yüz tanıma sistemi gerçekleştirmeye elverişli ve verimli olan tekniklerin seçilmesini gerektirmektedir. Geometrik yaklaşımlar, model yaratma yaklaşımları ve görünüme dayalı yaklaşımlar (istatistiksel teknikler) arasında, görünüm tabanlı yaklaşım, geometrik ve model yaratma yaklaşımlarına göre daha çok tercih edilen yaklaşımdır. Çünkü geometrik ve model yaratma yaklaşımları kullanıcı müdahalesi gerektirmektedir ki bu durum pek arzulanamamaktadır. Bunun dışında, hem de hesaplama maliyetinin yüksek olması nedeniyle modeli üreten teknik pratik uygulamaya uygun görünmemektedir. Her bir örüntü tanıma sistemi için, ön işleme, gereksiz ve artık verilerinin gidermesi, verimli ve hızlı işleme için çok önem taşımaktadır. Gürültü giderme teknikler aralarında, Haar dalgacık ve sıfır ortalama teknikler, özellikli yüz tanıma için, geliştirilen sistemin performansı önemli olarak artmaktadır. Örüntü tanıma ikinci olarak önem taşıyan işlem, öznelik çıkartma ve öznelik seçmedir. Yoğunluk temelli yaklaşımlarda Principal Component Analysis (PCA) tekniği öznelik çıkarma ve boyut indirgeme için sağlam ve verimli bir tekniktir. PCA özellik vektörleri bileşenleri çıkarmak için istatistiksel bir yöntemdir. Bu teknik belirtilen öznelikleri elde etmek için verilerin dağılımını, varyasyonunu ve sapmasını kullanmaktadır. Geometrik yöntemin aksine bu

teknik yüzün görsel özelliklerini kullanmamaktadır. Ek olarak, poz problemi için, PCA veritabanında çok sayıda farklı poz tutmak yerine, poz dönüştürme teknikleri kullanarak daha fazla avantaj sağlamaktadır.

Poz dönüştürme veya önden olmayan pozları ön pozlara dönüştürmek için en küçük kareler teknikleri olarak bilinen çoklu regresyon teorisi kullanılmaktadır. Öznitelik vektörü, Öklid mesafesi tekniğine dayalı eşleştirme algoritması kullanılarak veritabanındaki uygun kendi ön poz görüntüsü ile eşleştirilmektedir. Daha sonra, FEI yüz veritabanı, UMIST yüz veritabanı ve Çin yüz veritabanı isimli üç farklı veritabanları kullanılarak poz dönüştürme, eşleştirme ve tanıma sonuçları elde edilmiştir. Yüz tanıma sisteminin otomatik olması ve ön poz görüntülerden oluşan yüz veritabanları galerisi tabanlı olması sayesinde önerilen yüz tanıma sisteminin daha verimli olduğu gösterilmiştir.

## KAYNAKLAR

- Asthana, A., Sanderson, C., Gedeon, T. and Goecke, R. 2009. Learning-based Face Synthesis for Pose-Robust Recognition from Single Image. *RSISE and SoCS, CECS, Australian National University, Australia.* pp: 1-10.
- Ahonen T., Jadod, A., and Pietika, M. 2006. Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 28.
- Anonymous. 2002. <http://www.face-rec.org/>. Accessed in, January-2013 to June- 2013
- Bae, H., and Kim, S. 2005. Real-time face detection and recognition using hybrid-information extracted from face space and facial features. *Image and Vision Computing.* pp: 1181–1191.
- Choi, W., Tse, S., Wong, K., and Lam, K. 2008. Simplified Gabor wavelets for human face recognition. *Pattern Recognition.* pp: 1186 – 1199.
- Du, S., and Ward, R. 2006. Face recognition under pose variations. *Journal of the Franklin Institute.* pp: 596–613
- Echardt, M., Fasel, L., and Movellan, J. 2009. Towards practical facial Feature detection. *International journal of pattern recognition And artificial intelligence.* Vol. 23, no. 3. pp: 379–400.
- Goldstein, A.O., Harmon, D., and Lesk, B. 1971. Identification of Human Faces. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 59, no. 5.
- Geetha, A., Ramalingam, V., Palanivel, S., and Palaniappan, B. 2009. Facial expression recognition – A real time approach. *Expert Systems with Applications.* PP: 303–308.
- Gonzalez, R. C., and Woods, R. E. 2007. *Digital Image Processing.* 3/E Prentice Hall, 976 s, Cambridge.
- Kim, J., Kim, K.H. and Song, M.K. 2009. Real Time Face Detection and Recognition Using Rectangular Feature Based Classifier and Modified Matching Algorithm. *IEEE.* pp: 171-175.
- Kaminski, J., Knaan, D. and Shavit, A. 2009. Single image face orientation and gaze detection. *Machine Vision and Applications.* Vol. 21, pp: 85–98.

- Lee , H.S. and Kim, D. 2006. Generating frontal view face image for pose invariant face recognition. *Pattern Recognition Letters*. Vol. 27. pp: 747–754
- Li, X., Fei, S. and Zhang, T. 2009. Median MSD-based method for face recognition. *Neurocomputing*. pp: 3930–3934.
- Mishra, A., Swain, M. and Das, B. 2012. An approach to face recognition of 2-d images using eigen faces and PCA. *Signal & Image Processing : An International Journal (SIPIJ)* Vol.3, No.2
- Mishra, A., Swain, M. and Dash, B. 2012. An approach to face recognition of 2-d images using eigen faces and pca. *Signal & Image Processing, An International Journal (SIPIJ)*. Vol.3, No.2.
- Pujol, F. and Garcia, J. 2012. Computing the Principal Local Binary Patterns for face recognition using data mining tools. *Expert Systems with Applications*. pp: 7165–7172.
- Sirovich, L. and Kirby, M. 1987. Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. *Optical Society of America*. Vol. 4, pp: 519-525.
- Shi, K., Pang, S. and Yu1, F. 2012. A Real-time Face Detection And Recognition System. *Shenzhen Inst. of Adv. Technol., Shenzhen, China*. pp: 3074 – 3077
- Sharif, M., Hohsin, S. and Javed, M. 2011. Real Time Face Detection Using Skin Detection (Block Approach). *Journal of Applied Computer Science & Mathematics*, no. 10 (5).
- Sherrah, J., Gong, S. and Ong, E.J. 2000. Face distribution in similarity space under varying head pose. *Image and vision computing*. pp: 807-819.
- Shan, T., Lovell, B. and Chen, S. 2006. Face Recognition Robust to Head Pose from One Sample Image. *Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition(ICPR'06)* .pp: 515-518.
- Singh, R., Vatsa, M. and Noore, A., 2009. Face recognition with disguise and single gallery images. *Image and Vision Computing*. pp: 245–257.
- Stan Z. and Li, A. 2004. *Handbook of Face Recognition*. Springer

- Standerson, C. and Bengio, S. 2004. Extrapolating Single View Face Models for Multi-View Recognition. Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing Conference. pp: 581 – 586.
- Turk, A. and Pentland, P. 1991. Face Recognition Using Eigenfaces. Media Lab., MIT, Cambridge, MA, USA. IEEE. pp: 586 – 591.
- Vetter T., and Poggio, T. 1997. Linear Object Classes and Image Synthesis From a Single Example Image. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 19.
- Wang, J., Yang, W. and Yang, J. 2009. Face recognition using fuzzy maximum scatter discriminant analysis. Springer-Verlag. Neural Comput & Applic. pp: 1-4.
- Wong, Y., Sanderson, C., and Lovell, B. 2009. Regression Based Non-Frontal Face Synthesis for Improved Identity Verification. The University of Queensland, School of ITEE, QLD 4072, Australia.
- Xiea, X. and Lama, K. 2009. facial expression recognition based on shape and texture. Pattern recognition. Vol. 42. pp:1003—1011.
- Yang, J., Ling, X., Zhu, Y. and Zheng, Z. 2008. A face detection and recognition system in color image series. Mathematics and Computers in Simulation 77 . pp: 531–539.
- Zhang, H., Li, Y. Wang, C. and Wang, L. 2006. Face Recognition across Poses Using Transformed Features. Shanghai Inst. of Appl. Phys., Chinese Acad. of Sci., Shanghai. IEEE. pp: 1 - 4 .

## **EKLER**

EK 1 Yüz Tanıma Ana Kodu .....	53
EK 2 Haar Dalgacık Kodu .....	58
EK 3 Eğitim Kümesinin Kodu .....	59
EK 4 Dönüştürme Öğrenmesinin Kodu .....	63
EK 5 Veritabandan Görüntü Okuma Kodu .....	67
EK 6 Veritabanındaki Görüntüleri Listlee Kodu .....	68

## EK 1 Yüz Tanıma Ana Kodu

```
function varargout = facerecognition(varargin)
```

```
if nargin && ischar(varargin{1})
    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
end
```

```
if nargin
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
else
    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end
```

```
function facerecognition_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin)
```

```
handles.output = hObject;
```

```
guidata(hObject, handles);
```

```
function varargout = facerecognition_OutputFcn(hObject, eventdata, handles)
varargout{1} = handles.output;
```

```
function pushbutton1_Callback(hObject, eventdata, handles)
global dbutton;
dbutton=uigetdir('C:\');
```

```
function pushbutton3_Callback(hObject, eventdata, handles)
```

```
global mbutton;
[FileName,PathName] =
uigetfile('C:\Users\Sakhi\Desktop\images\*.jpg;*.pgm;*.bmp','Select a jpg or bmp
image');
mbutton=strcat(PathName,FileName);
```

```
function pushbutton4_Callback(hObject, eventdata, handles)
global dbutton;
global tbutton;
global mbutton;
```

```
um=100;
ustd=80;
```

```

S=[];
irow=0;
icol=0;
M=0;
[S,irow,icol,M]=readimages(sprintf('%s',dbutton));

for i=1:M
    str=strcat(int2str(i),'.jpg');
    eval('img=imread(str);');
    subplot(ceil(sqrt(M)),ceil(sqrt(M)),i)
    imshow(img)
    if i==4
        title('Images for the Training set','fontsize',18)
    end
end

for i=1:size(S,2)
    temp=double(S(:,i));
    m=mean(temp);
    st=std(temp);
    S(:,i)=(temp-m)*ustd/st+um;
end

dbx=[];

for i=1:M
    temp=double(S(:,i));
    dbx=[dbx temp];
end

A=dbx';
L=A*A';

[vv, dd]=eig(L);

v=[];
d=[];

for i=1:size(vv,2)
    if(dd(i,i)>1e-4)
        v=[v vv(:,i)];
        d=[d dd(i,i)];
    end
end

[B index]=sort(d);

```



```

ind=zeros(size(index));
dtemp=zeros(size(index));
vtemp=zeros(size(v));
len=length(index);

for i=1:len
    dtemp(i)=B(len+1-i);
    ind(i)=len+1-index(i);
    vtemp(:,ind(i))=v(:,i);
end

d=dtemp;
v=vtemp;

for i=1:size(v,2) %
    kk=v(:,i);
    temp=sqrt(sum(kk.^2));
    v(:,i)=v(:,i)./temp;
end

u=[];
for i=1:size(v,2)
    temp=sqrt(d(i));
    u=[u (dbx*v(:,i))./temp];
end

for i=1:size(u,2)
    kk=u(:,i);
    temp=sqrt(sum(kk.^2));
    u(:,i)=u(:,i)./temp;
end

figure(5);

for i=1:size(u,2)
    img=reshape(u(:,i),icol,irow);
    img=img';
    img=histeq(img,255);
    subplot(ceil(sqrt(M)),ceil(sqrt(M)),i)
    imshow(img)
    drawnow;

    if i==2
        title('PCA based Eigenfaces','fontsize',18)
    end
end
end

```

```

omega = [];

for h=1:size(dbx,2)
    WW=[];
    for i=1:size(u,2)
        t = u(:,i)';
        WeightOfImage = dot(t,dbx(:,h)');
        WW = [WW; WeightOfImage];
    end
    omega = [omega WW];
end

InputImage = imread(sprintf('%s',mbutton));

facerecognition
subplot(2,2,2)
imshow(InputImage); colormap('gray');title('Prob image','fontsize',14)
I=InputImage;
I=img;

I=rgb2gray(I);
InImage=reshape(double(I),irow*icol,1);
temp=InImage;
me=mean(temp);
st=std(temp);
temp=(temp-me)*ustd/st+um;
NormImage = temp;
Difference = temp-m;
ymax=[];
ymin=[];
p = [];
aa=size(u,2);

    for i = 1:aa
        pare = dot(NormImage,u(:,i));
        p = [p; pare];
    end

ReshapedImage = m + u(:,1:aa)*p; ReshapedImage =
reshape(ReshapedImage,icol,irow);
ReshapedImage = ReshapedImage';

InImWeight = [];

InImWeight=InImWeight * Inorm;

```

```

for i=1:size(u,2)
t = u(:,i)';
WeightOfInputImage = dot(t,Difference');
InImWeight = [InImWeight; WeightOfInputImage];
end

e=[];
for i=1:size(omega,2)
    q = omega(:,i);
    DiffWeight = InImWeight-q;
    DiffWeight=DiffWeight * (1snorm);
    mag = norm(DiffWeight);
    e = [e mag];
end

MaxED=max(e) ;
MinED=min(e) ;

[MinOfMax ,MaxOfMax, MinOfMin, MaxOfMin]=train(dbutton);

if(MinED<=MinOfMax)
[value,index]=min(e);
r=dbx';
result=r(index,:);
ReshapedImg = reshape(result,icol,irow);
ReshapedImg = ReshapedImg';

figure(3)
facerecognition
subplot(2,2,4)
imagesc(ReshapedImg);
imagesc(ReshapedImg);colormap('gray'); title('Recognized ','fontsize',14)

else
    facerecognition
    subplot(2,2,4)
imagesc(ReshapedImg);
    colormap('gray');title('Not Recognized','fontsize',14)
end

MinED

function uipanel1_ResizeFcn(hObject, eventdata, handles)

function figure1_ResizeFcn(hObject, eventdata, handles)
function Untitled_1_Callback(hObject, eventdata, handles)

```

## EK 2 Haar Dalgacık Kodu

```
I = imread('x.pgm');

I = double(I);
if nargin < 2
    R = 100;
end

[CA,CH,CV,CD] = dwt2(I, 'haar');
rec = idwt2(CA,CH,CV,CD, 'haar');
rec = uint8(rec);
isequal(I, rec)
imshow(rec)
imsave

N = 1;
[C,S] = wavedec2(I, N, 'haar');
A{N} = C(1:S(N,1)*S(N,2));
A{N} = reshape(A{N}, S(N,1), S(N,2));
isequal(CA, A{N})
rec = waverec2(C, S, 'haar');
rec = uint8(rec);
isequal(I, rec)
imshow(rec)
N = ceil(log2(length(I)));
[C,S] = wavedec2(I, N, 'haar');
DIM = floor(length(C)*(R*0.01));
C = C(1:DIM);
end
```

### EK 3 Eğitim Kümesinin Kodu

```
function [MinOfMax ,MaxOfMax, MinOfMin, MaxOfMin]=train(dbutton)

um=100;
ustd=80;

S=[];
irow=0;
icol=0;
M=0;

[S,irow,icol,M]=readimages(sprintf('%s',dbutton));

for i=1:size(S,2)
    temp=double(S(:,i));
    m=mean(temp);
    st=std(temp);
    S(:,i)=(temp-m)*ustd/st+um;
end

dbx=[];

for i=1:M
    temp=double(S(:,i));
    dbx=[dbx temp];
end

A=dbx';
L=A*A';
[vv, dd]=eig(L);
v=[];
d=[];

for i=1:size(vv,2)
    if(dd(i,i)>1e-4)
        v=[v vv(:,i)];
        d=[d dd(i,i)];
    end
end

[B index]=sort(d);
ind=zeros(size(index));
dtemp=zeros(size(index));
vtemp=zeros(size(v));
len=length(index);
```

```

for i=1:len
    dtemp(i)=B(len+1-i);
    ind(i)=len+1-index(i);
    vtemp(:,ind(i))=v(:,i);
end

d=dtemp;
v=vtemp;

for i=1:size(v,2)
    kk=v(:,i);
    temp=sqrt(sum(kk.^2));
    v(:,i)=v(:,i)./temp;
end

u=[];

for i=1:size(v,2)
    temp=sqrt(d(i));
    u=[u (dbx*v(:,i))./temp];
end

for i=1:size(u,2)
    kk=u(:,i);
    temp=sqrt(sum(kk.^2));
    u(:,i)=u(:,i)./temp;
end

omega = [];

for h=1:size(dbx,2)
    WW=[];
    for i=1:size(u,2)
        t = u(:,i)';
        WeightOfImage = dot(t,dbx(:,h)');
        WW = [WW; WeightOfImage];
    end
    omega = [omega WW];
end

Max=[];
Min=[];

```

```

[A,irow,icol,M]=readimages('C:\Users\Sakhi\Documents\MATLAB\FR_LastVersion\i
mages');

for i=1:M
    str=strcat(int2str(i),'.jpg'); the name of the image
    eval('img=imread(str);');
    I=A(:,i);
    temp=[];
    [irow,icol]=size(I);
    InImage=reshape(double(I),irow*icol,1);
    temp=InImage;
    me=mean(temp);
    st=std(temp);
    temp=(temp-me)*ustd/st+um;
    NormImage = temp;
    Difference = temp-m;

ymax=[];
ymin=[];
InImWeight = [];

for i=1:size(u,2)
    t = u(:,i)';
    WeightOfInputImage = dot(t,Difference)';
    InImWeight = [InImWeight; WeightOfInputImage];
end

e=[];

for i=1:size(omega,2)
    q = omega(:,i);
    DiffWeight = InImWeight-q;
    mag = norm(DiffWeight);
    e = [e mag];
end

MaxED=max(e) ;
MinED=min(e) ;

Max=[Max MaxED];
Min=[Min MinED];
ymax=[ymax Max];
ymin=[ymin Min];
end
ymax;
ymin;

```

```
EMaxV=sort(ymax)
EMinV=sort(ymin)
MaxOfMax=max(EMaxV)
MinOfMax=min(EMaxV)
MaxOfMin=max(EMinV)
MinOfMin=min(ymin)

end
```



## EK 4 Dönüştürme Öğrenmesinin Kodu

```
function [ Inorm ] = lsnorm( input_args )
```

```
temp=[];  
InputImage = imread('XX.jpg');  
[a,b]=size(InputImage);  
  
I=InputImage;  
  
InImage=reshape(double(I)',a*b,1);  
  
temp=double(InImage);  
m=mean(temp);  
st=std(temp);  
InImage=(((temp-m)*ustd)/st)+um;
```

```
temp2=[];  
dbx1=[];  
temp2=double(InImage);  
dbx1=temp2;  
dbx1  
A1=dbx1';  
L1=A1*A1';  
[vv1, dd1]=eig(L1);  
vv1
```

```
v1=[];  
d1=[];
```

```
for i=1:size(vv1,2)  
    if(dd1(i,i)>1e-4)  
        v1=[v1 vv1(:,i)];  
        d1=[d1 dd1(i,i)];  
    end  
end
```

```
[B1 index]=sort(d1);  
ind1=zeros(size(index));  
dtemp1=zeros(size(index));  
vtemp1=zeros(size(v1));  
len1=length(index);
```

```

for i=1:len1
    dtemp1(i)=B1(len1+1-i);
    ind1(i)=len1+1-index(i);
    vtemp1(:,ind1(i))=v1(:,i);
end

d1=dtemp1;
v1=vtemp1;

for i=1:size(v1,2)
    kk1=v1(:,i);
    temp1=sqrt(sum(kk1.^2));
    v1(:,i)=v1(:,i)/temp1;
end

u1=[];

for i=1:size(v1,2)
    temp1=sqrt(d1(i));
    u1=[u1 (dbx1*v1(:,i))/temp1];
end
u1

for i=1:size(u1,2)
    kk1=u1(:,i);
    temp1=sqrt(sum(kk1.^2));
    u1(:,i)=u1(:,i)/temp1;
end

tempp=[];
InputImage = imread('YY.jpg');
[a1,b1]=size(InputImage);

I1=InputImage;

InImage=reshape(double(I1)',a1*b1,1);

tempp=double(InImage);
m=mean(tempp);
st=std(tempp);
InImage=((tempp-m)*ustd)/st+um;
tempp2=[];
dbxp1=[]; % A matrix
tempp2=double(InImage);
dbxp1=tempp2;

dbxp1

```

```

Ap1=dbxp1';
Lp1=Ap1*Ap1';
[vvp1, ddp1]=eig(Lp1);
vvp1

vp1=[];
dp1=[];
    for i=1:size(vvp1,2)
        if(ddp1(i,i)>1e-4)
            vp1=[vp1 vvp1(:,i)];
            dp1=[dp1 ddp1(i,i)];
        end
    end

end

[Bp1 index]=sort(dp1);
indp1=zeros(size(index));
dtemp1=zeros(size(index));
vtemp1=zeros(size(vp1));
lenp1=length(index);

for i=1:lenp1
    dtemp1(i)=Bp1(lenp1+1-i);
    indp1(i)=lenp1+1-index(i);
    vtemp1(:,indp1(i))=vp1(:,i);
end
dp1=dtemp1;
vp1=vtemp1;

for i=1:size(vp1,2)
    kkp1=vp1(:,i);
    temp1=sqrt(sum(kkp1.^2));
    vp1(:,i)=vp1(:,i)./temp1;
end

end

up1=[];
for i=1:size(vp1,2)
    temp1=sqrt(dp1(i));
    up1=[up1 (dbxp1*vp1(:,i))./temp1];
end
up1

for i=1:size(up1,2)
    kkp1=up1(:,i);
    temp1=sqrt(sum(kkp1.^2));

```

```
        up1(:,i)=up1(:,i)/tempp1;
end

u1;
up1;
T=(1/((up1')*up1))*(up1')*u1;
transformedP= T*up1;
T
Tu=[u1,up1,transformedP];
lnorm=T;
end
```

## EK 5 Veritabandan Görüntü Okuma Kodu

```
function [X,irow,icol,M]=readimages(path_fn)
```

```
X=[];
irow=0;
icol=0;
folder=list_files(path_fn);
M=size(folder,2);

for i=1:M
    path_fn=strcat(path_fn,'\');
    s = sprintf('%s%d.jpg', path_fn,i);
    A = imread(s);
    [irow,icol,chan]=size(A);
    if(chan==3)
        A=rgb2gray(A);
    end
    temp=reshape(A',irow*icol,1);
    X=[X temp];
end

end
```

## **EK 6 Veritabanındaki Görüntüleri Listleme Kodu**

```
function L = list_files ( path_fn )
```

```
L = dir ( path_fn );  
L = L (3: length (L));  
L = struct2cell (L);  
L = L(1 ,:);  
end
```

## ÖZGEÇMİŞ

Adı ve Soyadı : Ghulam Sakhi Shokouh  
Dogum Yeri : Ghazni/Afghanistan  
Doğum Tarihi : 01.04.1983  
Medeni Durumu : Evli  
Dil Yeteneği : Farsça, İngilizce, Türkçe, Paştuca

### Eğitimi:

Lise : Sultan-Abdulghafoor-Sultani/Ghazni (2000)  
Lisans : Kabil Üniversitesi/Kabil (2003-2008)  
Yüksek lisans : Ankara Üniversitesi (Eylül 2011- Haziran 2013 )

### Yayınlar:

1. Refik Samet, **Ghulam Sakhi Shokouh**, Jianjun Li, “Pose Tolerant Face Recognition System: An Efficient Approach”, CyberWorlds 2013 International Conference, 21-23 October, 2013 at Keio University, Yokohama, Japan. (Bildiri olarak Sunulmuştur).
2. Jianjun Li, **Ghulam Sakhi Shokouh**, Refik Samet, “Low Complexity Algorithm for H.264/AVC”, CyberWorlds 2013 International Conference, 21-23 October, 2013 at Keio University, Yokohama, Japan. (Bildiri olarak Sunulmuştur).
3. Refik Samet, **Ghulam Sakhi Shokouh**, “Review of Different View Based Face Recognition Approaches”, Journal of Visual Image Communication and Representation, Manuscript, 2013. (Henüz gönderilmemektedir).
4. Refik Samet, **Ghulam Sakhi Shokouh**, “Robust Multi View Face Recognition System”, Journal of Visual Image Communication and Representation, Manuscript, 2013. (Henüz gönderilmemektedir).