

T.C.
BEYKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BİLİM DALI

**GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE YÜZ TANIMA TEMEL
BİLEŞENLER ANALİZİ VE DOĞRUSAL
DİSKRİMİNANT ANALİZİ YÖNTEMLERİNİN
ANDROİD MOBİL UYGULAMADA
KARŞILAŞTIRILMASI**
(Yüksek Lisans Tezi)

Tezi Hazırlayan:

Cem TANRIKUT

İSTANBUL, 2019

T.C.
BEYKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BİLİM DALI

**GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE YÜZ TANIMA TEMEL
BİLEŞENLER ANALİZİ VE DOĞRUSAL
DİSKRİMİNANT ANALİZİ YÖNTEMLERİNİN
ANDROİD MOBİL UYGULAMADA
KARŞILAŞTIRILMASI**
(Yüksek Lisans Tezi)

Tezi Hazırlayan:

Cem TANRIKUT

Öğrenci No:

17080208000

Danışman:

Dr. Öğr. Üyesi Ege KİPMAN

İSTANBUL, 2019

YEMİN METNİ

Yüksek lisans tezi olarak sunduğum “Görüntü İşlemede Yüz Tanıma Temel Bileşenler Analizi ve Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemlerinin Android Mobil Uygulamada Karşılaştırılması” başlıklı bu çalışmanın, bilimsel ahlak ve geleneklere uygun şekilde tarafımdan yazıldığını, yararlandığım eserlerin tamamının kaynaklarda gösterildiğini ve çalışmamın içinde kullanıldıkları her yerde bunlara atıf yapıldığını belirtir ve bunu onurumla doğrularım. 21.05.2019

Cem TANRIKUT



T.C.
BEYKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZ SAVUNMA SINAVI SONUÇ TUTANAĞI

Beykent Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğü'ne,

Aşağıda tez adı belirtilen yüksek lisans öğrencisi.....no'luin tarihinde yapılan tez savunma sınavı¹ sonucunda..... dakika süreyle sunduğu ve savunduğu tezi hakkında² oybirliğiyle, BASARILI kararı verilmiştir.

Bilgilerinize saygılarımızla arz ederiz.

Anabilim Dalı : BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ
Programı : BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ
Tez Başlığı³ : GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE YÜZ TANIMA TEMEL BİLEŞENLER ANALİZİ VE DOĞRUSAL DISKRİMİNANT ANALİZİ YÖNTEMLERİNİN ANDROID MOBİL UYGULAMADA KARŞILAŞTIRILMASI

Tez Sınav Jürisi

Öğretim Üyesi

İmza

Danışman

: Dr. Öğr. Üyesi Ege KIPMAN

Üye

: Prof. Dr. Gökhan Dilektaşoğlu

Üye

: Dr. Öğr. Üyesi Atay DUMAN

¹ Jüri üyeleri, söz konusu tezin kendilerine teslim edildiği tarihten itibaren en geç bir ay içinde toplanarak öğrenciyi tez sınavına alır. Tez savunma sınav süresi en az 45, en çok 90 dakikadır. Jüri üyeleri, sınav öncesi yapılacak toplantıda, kendi aralarından danışman dışında bir üyeyi başkan seçer. Tez sınavı, tez çalışmasının sunulması ve bunu izleyen soru-cevap bölümünden oluşur. Tez sınavı, öğretim elemanları, lisansüstü öğrenciler ve alanın uzmanlarından oluşan dinleyicilerin katılımına açık ortamlarda gerçekleştirilir. Belirlenen günde yapılamayan jüri toplantısı, katılanların hazırladığı bir tutanakla enstitü yönetimine bildirilir. Bu durumda, jüri en geç on beş gün içinde toplanarak adayı tez savunma sınavına alır. (05 Ağustos 2017 tarihli 30145 sayılı Resmi Gazetede Yayımlanan Değişiklik-Madde 29-3)

² Tez sınavının tamamlanmasından sonra jüri, tez hakkında salt çoğunlukla “kabul”, “düzeltme” veya “ret” kararı verir. Jüri başkanı, jüri üyelerince imzalanmış karar tutanağını, tez sınavını izleyen üç gün içinde ilgili enstitü yönetimine teslim eder. Tezi hakkında düzeltme kararı verilen öğrenci en geç üç ay içinde gerekli düzeltmeleri yaparak ve birinci fıkradaki usule göre tezini aynı jüri önünde yeniden savunur. Süresi içerisinde “düzeltme” savunmasına girmeyen öğrencinin enstitü ile ilişkisi kesilir. (Beykent Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği-Madde 29-4)

³ İleride doğabilecek aksaklıkların engellenmesi için tezin başlığının yazılması gerekmektedir.

TEŐEKKÜR

Yüksek Lisans tez çalışmamda ilgi ve desteğini esirgemeyen, engin bilgi ve tecrübelerinden yararlandığım, yönlendirme ve bilgilendirmeleriyle çalışmamı bilimsel temeller ışığında şekillendiren sayın hocam Dr. Öğr. Üye Ege KİPMAN' a sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca çalışma süresince tüm zorlukları benimle göğüsleyen ve hayatımın her evresinde bana destek olan annem Aysel TANRIKUT'a, babam Nuri Bora TANRIKUT'a ve ablam Burcu TANRIKUT'a teşekkürlerimi bir borç bilirim.

İstanbul, 2019
Cem TANRIKUT

Adı ve Soyadı : Cem TANRIKUT
Danışmanı : Dr. Öğr. Üyesi Ege KİPMAN
Türü ve Tarihi : Yüksek Lisans, 2019
Alanı : Bilgisayar Mühendisliği
Anahtar Kelimeler : Görüntü İşleme, Yüz Tanıma, Özyüz Algoritması, Fisher Algoritması, Yüz Tanıma Yöntemleri

ÖZ

GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE YÜZ TANIMA TEMEL BİLEŞENLER ANALİZİ VE DOĞRUSAL DİSKRİMİNANT ANALİZİ YÖNTEMLERİNİN ANDROID MOBİL UYGULAMADA KARŞILAŞTIRILMASI

Günümüz teknolojisinde görüntü işleme önemli bir yer kaplamakla beraber birçok farklı alanda karşımıza çıkmaktadır. Hayatımızı daha kolaylaştıran yüz tanıma; sağlık sektöründe, çalışan takip sistemlerinde, endüstriyel alanlarda, savunma sanayisi gibi alanlarda kullanılmakta ve bu konuda ihtiyaçlar gün geçtikçe artmaktadır.

Şirketlerde çalışanların giriş – çıkış bilgileri artık yüz tanıma sistemleri ile tutulmakta, trafikte plaka tanıma, hız sınırı kontrolleri için görüntüler işlenmekte, sağlık sektöründe hastalıkların bir çoğu görüntü işleme sistemleri ile tespit edilmektedir. Bu sayede iş yükü azalmış, stabilite ve güvenilirlik artmıştır. Görüntü işleme yöntemleri kullanılmadan haftalarca, aylarca ve hatta yıllarca sürebilecek işlemler artık dakikalara, saniyelere kadar düşürülmüştür. Bu sistemler eğitildikçe hata oranları azalmakta, gün geçtikçe daha stabil olmaktadır.

Bu çalışmada, görüntü işleme yöntemlerinden yüz tanıma ele alınmış; bu bir mobil uygulama üzerinde gerçekleştirilmiş ve farklı iki yöntem performans açısından birbiri ile karşılaştırılmaya, sonuçları incelenmiştir.

Name and Surname : Cem TANRIKUT
Supervisor : Assit. Prof. Ege KİPMAN
Degree and Date : Master, 2019
Major : Computer Engineering
Keywords : Image Processin, Face Recognition, Principal Component Analysis Algorithm, Linear Discrimant Analysis Algorithm, Face Recognition Methods

ABSTRACT

COMPARISON OF FACE RECOGNITION PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS AND LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS METHODS IN IMAGE PROCESSING IN ANDROID MOBILE APPLICATION

In today's technology, image processing takes up an important place and it is seen in many different areas. Face recognition that makes our lives easier; In the health sector, employee monitoring systems, industrial areas, defense industry is used in such areas and needs are increasing day by day.

The input and output information of the employees is now kept by face recognition systems, images for the plate identification, speed limit controls in traffic are processed, and most of the diseases in the health sector are determined by image processing systems. In this way, the workload is reduced, stability and reliability are increased. Processes that can last for weeks, months or even years without using image processing methods are now reduced to minutes and seconds. As these systems are trained, error rates decrease and they become more stable day by day.

In this study, the facial recognition of image processing methods; This is a mobile application on the two different methods implemented and compared with each other in terms of performance, the results were tried to be examined.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa No.
ÖZ	i
ABSTRACT	ii
TABLolar LİSTESİ	v
ŞEKİLLER LİSTESİ	vii
1.GİRİŞ	1
2. LİTERATÜR TARAMASI	3
2.1. Yapay Sinir Ağları ile Yüz Tanıma	3
2.2. Gerçek Zamanlı Sayısal Görüntü İşleme ve Örüntü Tanıma Tekniklerinin Araştırılması ve Uygulanması	3
2.3. İnsan Yüzü Tanıma	3
2.4. Siber Güvenlikte Biyometrik Sistemler ve Yüz Tanıma.....	3
2.5. Görüntü İşleme Yardımı ile Kimlik Tespiti	4
2.6. Görüntü Çerçevelerinde Yüz Algılama ve Veritabanı ile Eşleme Yapılması... 4	
2.7. Özyüz Kullanılarak Yüz Tanıma	5
2.8. Yüz Tanımda Özyüz ve Fisher Yüz Algoritmalarının İncelenmesi	5
2.9. Yüz Tanıma İşlemi ile Personel Takibi Yapan Bir Yazılımın Geliştirilmesi ve Uygulanması.....	5
2.10. Yapay Zeka Uygulamaları: Yüz Tanıma	6
3. GÖRÜNTÜ İŞLEME	7
3.1. Görüntü İşleme Kullanım Alanları	8
3.2. Görüntü İşlemede Yüz Tanıma	8
4. OPENCv	10
4.1. Neden OpenCV	10
4.2. OpenCV Bileşenleri	11
4.3. Yüz Tanıma.....	12
4.3.1. Temel Bileşenler Analizi Yöntemi.....	12
4.3.2. Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi	20

5. YÜZ TANIMA UYGULAMASI	23
5.1. Uygulamanın Tanıtılması.....	23
5.2. Test Sonuçları.....	26
6. SONUÇ VE DEĞERLENDİRME	32
KAYNAKLAR	33



TABLolar LİSTESİ

	Sayfa No.
Tablo 5.1. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu	26
Tablo 5.2. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu.....	26
Tablo 5.3. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu.....	26
Tablo 5.4. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu	27
Tablo 5.5. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu	27
Tablo 5.6. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu.....	27
Tablo 5.7. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu.....	27
Tablo 5.8. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu	27
Tablo 5.9. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu	28
Tablo 5.10. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu.....	28
Tablo 5.11. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu	28
Tablo 5.12. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu	28
Tablo 5.13. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu.....	28
Tablo 5.14. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu.....	29
Tablo 5.15. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu	29

Tablo 5.16. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, loş ışıpta yapılan test sonucu	29
Tablo 5.17. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, aydınlık ışıpta yapılan test sonucu.....	29
Tablo 5.18. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, aydınlık ışıpta yapılan test sonucu.....	29
Tablo 5.19. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, loş ışıpta yapılan test sonucu	30
Tablo 5.20. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, loş ışıpta yapılan test sonucu	30
Tablo 5.21. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, aydınlık ışıpta yapılan test sonucu.....	30
Tablo 5.22. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, aydınlık ışıpta yapılan test sonucu.....	30
Tablo 5.23. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, loş ışıpta yapılan test sonucu	30
Tablo 5.24. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, loş ışıpta yapılan test sonucu	31

ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa No.
Şekil 3.1. Görüntü İşlenerek Çizgilerin Yok Edilmesi	7
Şekil 4.1. OpenCV Bileşenleri.....	11
Şekil 4.2. Temel Bileşenler Analizi sınıflandırma doğrultusu.....	13
Şekil 4.3 Sınıflar arası dağılım tablosu	14
Şekil 4.4. NxN görüntü ve Dönüştürülmüş Hali	14
Şekil 4.5. Ortalama Görüntü Hesabı	15
Şekil 4.6 Ortalama merkezli görüntü matrisi	16
Şekil 4.7. Elde edilen en büyük özdeğerlere sahip öz yüzler.....	17
Şekil 4.8. Yabancı yüz görüntüsü ve dönüştürülmüş olan kolon vektörü	18
Şekil 4.9. Ortalama yüz ve yabancı yüzün farkının alınması	19
Şekil 4.10 Doğrusal Ayırtaç Analizi sınıfları ayıran yön	20
Şekil 5.1. Uygulama Üzerinde Ayarlamaların Yapılması	24
Şekil 5.2. Uygulamaya Yüzlerin Tanıtılması.....	25
Şekil 5.3. Daha Önce Çekilmiş Yüzlerin Tekrar Çekildiğindeki Yüz Tanıma Tespiti	25

1. GİRİŞ

Görüntü işlemenin yüz tanıma sisteminin temelinde tıpkı parmak izinde olduğu gibi insan yüzü her insanda eşsiz yaratılışa sahiptir olması yatmaktadır. Yüzlerin hatları (yüzlerin simetrisi de denilebilir) makina ortamında yapılan eşleştirme sonucunda yüz tanıma gerçekleştirilmiş olur. Yüz tanıma çalışmalarına 1960'lı yıllarda başlanmış olup çoğu şirketlerde güvenlik amacıyla kullanılmaktadır.

Yüz tanıma yapılması için yüz görüntülerinin doğru bir şekilde kullanılmaları önemlidir. Yüz resminin içerisindeki yüzün tespitinin yapılması, bu yüze ait farklılıkların saptanması ve bunun iki boyutlu biçimde sayısal bir ifade edilmesi gereklidir. Tüm bunlar için ise; yüz resimlerinin depolandığı bir veri tabanı ve bu yüzleri tanımda kullanılacak algoritma ve ortama ihtiyaç duyulur.

Yüz tanımadaki zorlukları sıralayacak olursak;

- Resmin kayması,
- Yüzde gerçekleşen farklılıklar (Sakal ve bıyık değişikliği, makyaj, değişik saç kesim ve modelleri, vb.)
- Ortam ışığının durumu (ışığın azlığı, ışığın doğrudan kameraya vurması, vb.)
- Yaşlanma

İnsanın şu anki görüntüsü ile beş ay sonraki görüntüsü aynı olmayabilir. Şu an bıyık ve sakala sahip olan bir insan beş ay sonra bıyık ve sakallarını kesmiş olabilir, veya uzun saçlı biri saçlarını tamamen kesmiş olabilir. Bu yüzden kullanılan yüz tanıma algoritması yukarıda saydığımız gibi zorluklara karşı başarılı sonuç vermelidir.

Çeşitli yüz tanıma algoritmaları mevcuttur. Aşağıda, literatürdeki bir kaç yüz tanıma algoritmalarından kısaca sonuçları bahsedilmiştir.

Temel Bileşenler Analizi (TBA), 400 tane görüntüden oluşturulmuş bir eğitim setinde kullanılmış, %79.65 başarıyla sonuçlanmıştır. İlişkili Bileşenler Analiziyle beraber kullanılarak bu başarı oranı artırılmıştır.

Bağımsız Bileşenler Analizi (BBA), başarısı, iki farklı fonksiyona bağlı olarak değişmektedir. Hiperbolik tanjant fonksiyonu kullanılarak %69.40, Gauss fonksiyonu kullanılarak ise %81.35 başarı oranı göstermektedir.

Saklı Markov Modeli (SMM), yüz görüntülerinden kesitler alıp, alınan bu kesitleri bazı matematiksel işlemlere tabi tutarak gerçekleştirilen yüz tanıma yöntemidir. 200 tane görüntüye sahip eğitim setinde %84 başarıya sahiptir.

Aktif Görünüm Modeli (AGM), yöntem, tahmini şekiller oluşturur ve bu oluşturduğu şekiller üzerindeki belli noktaları ve bu noktalar arasındaki ilişkileri inceleyen, kullanan bir yöntem olup, 60 ve 65 görüntüye sahip eğitim setinde %78.12 - %92.05 arasında başarıya sahiptir.

Gabor Dalgacık Dönüşümü, gelişmiş canlıların sahip olduğu konik görme sinirlerinin uzaysal frekans ve yönelim seçici özelliklerinden esinlenmektedir. Yüz görüntülerini etkin bir şekilde analiz edilmesine olanak tanır. 600 tane görüntüden oluşan eğitim setinde başarı oranı %92 dir.

Yapay Sinir Ağları (YSA), öğrenme sürecinden sonra; bilgiyi toplama, bilgiyi saklama (hücreler arasındaki bağlantı ağırlıklarıyla), genelleme yeteneğine sahiptir. Ses, karakter ve yüz tanıma işlemleri için sık kullanılır. Yüz tanıma işlemlerinde başarı oranı %92 - %100 arasındadır. [1]

2. LİTERATÜR TARAMASI

2.1. Yapay Sinir Ağları ile Yüz Tanıma

Çalışmada (Yapay Sinir Ağları ile Yüz Tanıma, Ozan Taşova) yüz tanıma için görüntü işlemenin yapay sinir ağları yöntemi kullanılmıştır. Asıl resmin gradient görüntüsü kullanılmış ve elde edilen grafikten belirli sayıda öz nitelik değerleri üretilmiştir. Yapay sinir ağları ve yüz tanıma sistemi incelenmiştir. Sonuç için iki farklı veritabanı üzerinde yüz tanıma işlemleri yapılmıştır. Sonuç olarak veri tabanındaki veriler artarken doğruluk performansının düştüğü gözlemlenmiştir. [2]

2.2. Gerçek Zamanlı Sayısal Görüntü İşleme ve Örüntü Tanıma Tekniklerinin Araştırılması ve Uygulanması

Otomatik yüz tanıma sistemi tasarımı ve uygulamasında gerçek zamanlı sayısal görüntü işleme ve örüntü tanıma teknikleri uygulanmıştır (Gerçek Zamanlı Sayısal Görüntü İşleme ve Örüntü Tanıma Tekniklerinin Araştırılması ve Uygulanması, Ghulam Sakhi Shokouh). Yüz tanımadaki sorunlar ele alınmış ve bu sorunlar için genel yaklaşımlar incelenmiştir. Sonuçta yüz tanıma sistemlerinin karşılaştığı zorluklar belirtilip bu zorlukları en aza indirmek için kullanılan yöntemlerden bahsedilmiştir. [3]

2.3. İnsan Yüzü Tanıma

İnsan yüzü tanımak için daha önce yapılmış çalışmalar incelenmiştir. İnsan yüzü tanımadaki kullanılan teknikler açıklanmıştır (İnsan Yüzü Tanıma, Selçuk Başak, İrfan Güneydaş, Arzu Tukan). Yüz görüntünün vektör olarak gösterimi, görüntü uzayı, dönüşüm matrisi, boyut azaltma, Temel Bileşenler Analizi, Reconstruction (yeniden oluşturma), Sınıflandırma gibi konular incelenmiştir. Uygulama sonucunda hafıza kullanımı, disk kullanımı, zaman kullanımı sonuçları analiz edilmiştir. [4]

2.4. Siber Güvenlikte Biyometrik Sistemler ve Yüz Tanıma

Bu tezde yüz tanıma ile ilgili daha iyi sonuçlar elde etmek için yeni yaklaşımlar incelenmiş ve yüz tanıma işlemini gerçekleştiren bir yaklaşım getirilmiştir (Siber Güvenlikte Biyometrik Sistemler ve Yüz Tanıma, Süleyman Filiz). Yüz bölgesindeki

etkin deęişmez özellikleri bulmak için SIF algoritması kullanılmıştır. Tezde; siber güvenlik, biyometrik yöntemler ve yüz tanıma problemleri hakkında temel yöntemler incelenmiştir. Biyolojik yüz tanıma sistemlerinden özyüz (eigenface) ve elastik çizge (elastic graph) modellerinden bahsedilmiştir. Sonuç olarak yüz tanıma sisteminin yüz arka zemininden ve yüz, kafa açısından fazla etkilendięi ve doğru sonuç elde etme oranı seçilen mesafe oranına göre deęiştii gözlemlenmiştir. [5]

2.5. Görüntü İşleme Yardımı ile Kimlik Tespiti

Biyometrik tanıma sistemlerinden iris tanıma, retina tanıma, ses tanıma, el ve parmak izi tanıma, yüz tanıma sistemleri incelenmiştir (Görüntü İşleme Yardımı ile Kimlik Tespiti, Cihan Manav). Matlab programı ile bir güvenlik sistemi geliştirilmiştir. Tez içerisinde daha çok iris tanıma üzerine deęinilmiştir. Veri toplama, segmentasyon, standartlaştırma, karşılaştırma aşamaları anlatılmıştır. Sonuç kısmında, iris tanıma sistemlerinde doğru kodu bozan gürültüleri engellemek için maskelerin kullanıldığı, gürültülü bölgeler alınmazsa maske kullanmadan iris kodu elde edilebileceęi, maske kullanılarak elde edilen iris kodu ile maske kullanılmadan elde edilen iris kodu arasında çok büyük farklar bulunmadığı çıkarılmıştır. Bu tezde ise kirpik, göz kapağı gibi gürültüye sebep olan elemanlar için maske kullanılmadan iris tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir. Bunun sebebi ise zamanda tasarruf ve gereksiz veri kaybını önlemektir.[6]

2.6. Görüntü Çerçevesinde Yüz Algılama ve Veritabanı ile Eşleme Yapılması

Yüz tanıma ile ilgili dört yaklaşım önerilmiştir (Görüntü Çerçevesinde Yüz Algılama ve Veritabanı ile Eşleme Yapılması, Gülden Eleyan). İlki sinir ağlarının eğitiminde çift ağaç öz nitelik vektörlerini kullanmak, ikincisi sinir ağlarının eğitiminde Gabor öz nitelik vektörlerinin kullanmak, üçüncüsü ise önceki iki yaklaşımın algı sonuçlarını OR mantık işlemiyle birleştirirken sonuncu yaklaşım her iki dalgacık dönüşümünün art arda eklenmiş öz nitelik vektörleri kullanılarak eğitilmiş bir sinir ağı kullanmaktır. Ayrıca tezde MIT + CMU, BIOID, FRAV2D, BANCA veritabanları incelenmiştir. Çalışmada yüz algılama sorunu için yapay sinir ağları ile birlikte dalgacık dönüşümünün kullanılması önerilmiştir.[7]

2.7. Özyüz Kullanılarak Yüz Tanıma

Görüntü tanıma sistem tasarımındaki problemler, yüz tanıma esnasında oluşabilecek sıkıntılar, göz ve ağız şablonu, yüzün sınırlarının çıkarılması gibi konular ele alınmıştır (Özyüz Kullanılarak Yüz Tanıma, Bahattin Yaman). Yüz görüntüsünü sınıflandırmak için öz yüzlerden yararlanılmıştır. Ve bu öz yüzlerle yüz görüntüsü yeniden oluşturulmuştur. Visual Studio 2003 derleyicisi üzerinde C# programlama dili kullanılarak bir uygulama geliştirilmiştir. Bazı yerlerde Visual Basic 6.0 ile yazılmış eklentiler mevcuttur.[8]

2.8. Yüz Tanımda Özyüz ve Fisher Yüz Algoritmalarının İncelenmesi

Tezde, yüz tanıma problem üzerinde araştırma yapılarak, kullanılan temel yöntemler incelenmiştir (Yüz Tanımda Özyüz ve Fisher Yüz Algoritmalarının İncelenmesi, Ahmet Yıldırım Erdoğan). Bu yöntemler arasında olan iki algoritma; özyüz (Temel Bileşenler Analizi) ve fisher karşılaştırılmıştır. Bu algoritmaların işleyişleri incelenmiştir ve performansları karşılaştırılmıştır. Özyüz sayısı arttığında tanıma oranının da arttığı gözlemlenmiştir. Yapılan karşılaştırmada Fisher yüz algoritmasının başarımları özyüz algoritmasından daha başarılı sonuçlanmıştır. Sonuçta AKD yatay, düşey orta frekans bileşenleriyle yapılan yüz tanıma işlemlerinin en etkili başarımları ulaştığı görülmüştür.[9]

2.9. Yüz Tanıma İşlemi ile Personel Takibi Yapan Bir Yazılımın Geliştirilmesi ve Uygulanması

Tezde hareketli görüntülerden anlamsal bilgi çıkartacak yüz bulma ve karşılaştırıp yüz tanımlayan yazılım geliştirilmiştir (Yüz Tanıma İşlemi ile Personel Takibi Yapan Bir Yazılımın Geliştirilmesi ve Uygulanması, Semih Gençay). Yüzün görüntüsünü tanımak için özyüz algoritması kullanılmıştır. Özyüz algoritması temel bileşen tabanlıdır. Gerçek resim ve video görüntülerden yüz resimleri oluşturulmuş, veri tabanı içerisinde algoritma ile yüz resimleri karşılaştırılmış, tanımlanan kişinin bilgilerine ulaşılmıştır. Uygulama, C++ programlama dili ve OpenCV kütüphanesi kullanılarak geliştirilmiştir. Kullanılan algoritma ise özyüz (Temel Bileşenler Analizi) algoritmasıdır. Sonuç olarak sistemin yüz şeklinin değişmesi durumunda yüzü tam

olarak algılayamadığı, bu durumun ise sistemin daha fazla eğitilerek çözülebileceğine varılmıştır.[10]

2.10. Yapay Zeka Uygulamaları: Yüz Tanıma

Yüz tanımda dikkat edilen unsurlardan; dudak biçimleri, göz biçimleri, yüz üzerindeki oranlar incelenmiştir (Yapay Zeka Uygulamaları: Yüz Tanıma, Şenol Hazar). Ayrıca kadın ve erkek yüzleri arasındaki orantısal farklar ele alınmıştır. Örüntü tanıma, eğitim kümesi gibi yapay zekanın önemli kavramları bu tezde işlenmiştir. Matlab ortamında işlemler gerçekleştirilmiştir. Ayrıca bu işlemler için çeşitli senaryolar üzerinde uygulanmıştır.[11]



3. GÖRÜNTÜ İŞLEME

Görüntü işleme, dijital ortama aktarılmış görüntüden ihtiyaca göre yararlı bilgiler çıkarmak için kullanılan yöntemdir. Bir örnekle, gürültüsü fazla, kalitesiz bir resmin bozukluklarını en aza getirmek, iyileştirmek için devreye görüntü işleme girmektedir. Bir diğer yöntemi ise hız sınırını aşmış bir otomobilin, kameralar yardımıyla tespit edilip, plakasının izlenip, işlenmesi bir görüntü işleme örneğidir.



Şekil 3.1 Görüntü İşlenerek Çizgilerin Yok Edilmesi

Görüntü işleme üç temel adıma sahiptir;

- Görüntünün alınması. Bu görüntü alma işlemi optik tarayıcı, dijital fotoğraflardan gerçekleştirilebilir.
- Eldeki veriyi sıkıştırma, görüntüyü iyileştirme
- Görüntü analizine dayalı değiştirilmiş, kullanmaya hazır hale getirme.

Görüntü işlemenin amacı ise beşe ayrılır;

- Gørselleştirme; görünmesi zor nesnelere gözlemleme
- Restorasyon, keskinleştirme; gürültüyü azaltma, iyileştirme
- Görüntü alımı; yüksek çözünürlüklü görüntü arama
- Desen tanıma; görüntüdeki nesnelere tanımlama
- Görüntü tanıma; görüntüdeki nesnelere ayırt etme

3.1. Görüntü İşleme Kullanım Alanları

- Medikal alanda bilgisayarlı tomografi, UV, Gamma-Ray, X-Ray, UV görüntüleme ve mikroskopik, kardiografi, sintigrafi görüntü iyileştirmelerinde,
- Eski fotoğraflarda bulunan gürültülerden kurtulmada,
- Robotik alanda, çizgi izleyen robotlar, araç yakınlığı ve trafik ışıklarına duyarlı otonom araçlarda,
- Trafikte hız kontrol dedektörlerinde, plaka tespitlerinde,
- Televizyon canlı yayınlarında sıkıştırma algoritmalarında,
- Uzay bilimlerinde; uydu ve mikrodalga radar görüntülerinde,
- Günümüzde cep telefonları, tablet ve bilgisayarlarda yüz tanıma ile cihazı aktif hale getirmede,
- Hava ve uydu görüntülerinden hava tahminlerinde,
- Savunma sanayisinde; hedef izleme, nesne tanıma, yüz tanıma, görüntü iyileştirme, parmak izi tanıma,
- Şirketlerde bulunan iris – parmak izi – yüz tanıma cihazlarında, güvenlik kamerası uygulamalarında

Görüntü işleme yöntemleri kullanılmaktadır. Bunların yanı sıra fizik, sanat, hayvancılık, tarım gibi birçok alandan örnekler verilebilir.

3.2. Görüntü İşlemede Yüz Tanıma

Yüz tanıma insanlar için kolay bir iştir. [Tu06] 'da yapılan denemeler, bir ila üç günlük bebeklerin bile, bilinen yüzleri ayırt edebildiğini göstermiştir. Peki bilgisayar için ne kadar zor olabilir? Görünüşe göre insan tanıma hakkında bugüne kadar çok az şey biliyoruz. Başarılı bir yüz tanıma için iç özellikler (gözler, burun, ağız) veya dış özellikler (kafa şekli, saç çizgisi) kullanılıyor mu? Bir görüntüyü nasıl analiz ederiz ve beyin onu nasıl kodlar? David Hubel ve Torsten Wiesel tarafından, beynimizin çizgiler, kenarlar, açılar veya hareket gibi bir sahnenin belirli yerel özelliklerine yanıt veren uzmanlaşmış sinir hücrelerine sahip olduğu gösterilmiştir. Dünyayı dağınık parçalar olarak görmediğimizden, görsel korteksimiz farklı bilgi kaynaklarını bir şekilde faydalı kalıplarla birleştirmelidir. Otomatik yüz tanıma özelliği, bir görüntüden bu anlamlı özellikleri çıkarmak, yararlı bir sunum haline getirmek ve üzerlerinde bir tür sınıflandırma yapmakla ilgilidir.

Bir yüzün geometrik özelliklerine dayalı yüz tanıma, muhtemelen yüz tanımaya en sezgisel yaklaşımdır. Otomatikleştirilmiş ilk yüz tanıma sistemlerinden biri [Kanade73] 'de açıklanmıştır: bir özellik vektörü (noktalar arasındaki mesafe, aralarındaki açı, ...). Tanıma, bir probun özellik vektörleri ile referans görüntü arasındaki öklid mesafesinin hesaplanmasıyla gerçekleştirildi. Böyle bir yöntem, aydınlatmadaki değişikliklere karşı doğası gereği sağlamdır, ancak büyük bir dezavantajı vardır: işaretleyici noktalarının doğru kaydedilmesi, en gelişmiş algoritmalarda bile karmaşıktır. Geometrik yüz tanıma üzerine yapılan son çalışmaların bir kısmı [Bru92] 'de gerçekleştirildi. 22 boyutlu bir özellik vektörü kullanıldı ve büyük veri kümeleri üzerinde yapılan deneyler, geometrik özelliklerin sadece yüz tanıma için yeterli bilgi taşımadığını gösterdi.

[TP91] 'de tarif edilen Temel Bileşenler Analizi yöntemi yüz tanımaya bütünsel bir yaklaşım benimsemiştir: Bir yüz görüntüsü, yüksek boyutlu bir görüntü uzayından gelen bir noktadır ve sınıflandırmanın kolaylaştığı, daha küçük boyutlu bir gösterim bulunur. Alt boyutlu alt uzay, eksenleri maksimum değişkenlikle tanımlayan Temel Bileşenler Analizi ile bulunur. Bu tür bir dönüşüm, yeniden yapılanma açısından optimum olsa da, herhangi bir sınıf etiketini dikkate almaz. Varyansın dış kaynaklardan üretildiği bir durum hayal edin, açık olsun. Maksimum varyansa sahip olan eksenlerin zorunlu olarak hiçbir şekilde ayırt edici bilgi içermesi gerekmez, bu nedenle bir sınıflandırma mümkün değildir. Bu yüzden [BHK97] 'de yüz tanımaya Doğrusal Ayrımcı Analizi ile sınıfa özgü bir projeksiyon uygulandı. Temel fikir, bir sınıf içindeki varyansı en aza indirirken, aynı zamanda sınıflar arasındaki farkı en üst düzeye çıkarmaktır.

Son zamanlarda yerel bir özellik çıkarımı için çeşitli yöntemler ortaya çıktı. Girdi verilerinin yüksek boyutsallığından kaçınmak için yalnızca bir görüntünün yerel bölgeleri açıklanmaktadır, çıkarılan özellikler (umarım) kısmi tıkanmaya, aydınlatmaya ve küçük örneklem boyutuna karşı daha sağlamdır. Yerel bir özellik çıkarımı için kullanılan algoritmalar Gabor Dalgacıkları ([Wiskott97]), Ayrık Cosinus Dönüşümü ([Messer06]) ve Yerel İkili Kalıplardır ([AHP04]). Yerel bir özellik çıkarımı uygularken mekansal bilgileri korumanın en iyi yolu nedir, hala açık bir araştırma sorusudur, çünkü mekansal bilgi potansiyel olarak yararlı bilgilerdir. [12]

4. OPENCV

OpenCV açık kaynak kodlu bir bilgisayarlı görü kütüphanesidir. OpenCV görüntü işlemek ve makina öğrenimi alanlarıyla ilgili; insan yüzlerini ve etrafımızdaki nesnelere algılama ve bunları tanımlama, hareket halindeki nesnelere izleme, nesnelere üç boyutlu modellere ayıklama, insan hareketlerini izleme ve bunları sınıflandırma, görüntü netleştirme, araç plakalarını okumak gibi yeteneklere sahiptir.

Açık kaynak kodlu olmasının olumlu yanı ise algoritmalar üzerinde kendi düzenlememizi yapabilmemize izin veriyor olması ve bu sayede daha da geliştirilebilir olmasıdır. BSD lisansı altında dağıtmakta ve bir çok işletmenin kodları kullanabilmesini, geliştirebilmesini, değiştirebilmesine olanak sağlamaktadır.

On dört milyonun üzerinde bir indirilmeye ve kırk yedi binden fazla kullanıcı kullanımına sahiptir. Google, Microsoft, Yahoo, Intel, IBM, Sony, Honda, Toyota OpenCV kullanan büyük firmalar arasındadır. Tercih edilmesinin büyük nedeni ise OpenCV'nin açık kaynak kodlu olması, bu sayede geliştirilebilir olması ve kod yazımı olarak basit olmasıdır. [13]

Kütüphane ilk başta C ile kodlanmaya başlanmış fakat 2.0 versiyonundan itibaren C++ dili ile geliştirilmiş olup; C++, C, C#, Java, Python, MATLAB gibi dillerde kütüphanenin kullanımına olanak sağlanmaktadır.

4.1. Neden OpenCV

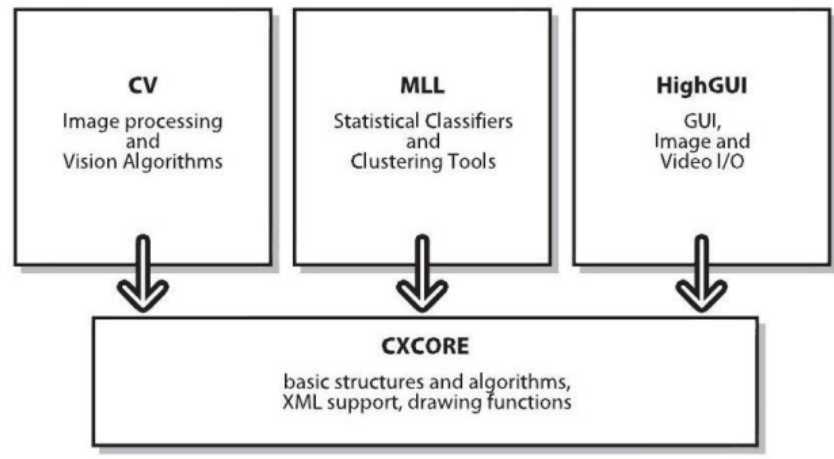
Kullanacağımız kütüphaneyi projemizin amacına göre seçmemiz her zaman en sağlıklıdır. Kütüphane seçimindeki diğer etmenleri; sağlayıcı firmanın desteği, kullanılacak ortama ve programlama diline hakimiyet, kapsamı gibi etmenleri sayabiliriz. Bunları belirlerken ne yapmak istediğimize doğru karar vermeil, hangi ortamda geliştireceğiz, kütüphanenin bu ortam ve programlama diline desteği var mı iyice incelemeliyiz. Ben Android Studio geliştirme ortamında, Java dili ile bir Android mobil uygulaması geliştirmeye karar verdim ve OpenCV'nin bu ortama desteği vardı. Yapmak istediğim proje bir görüntü işleme, yüz tanıma işlemi ve OpenCV bana bu kütüphaneleri sağlıyor ve geliştirmesi diğer kütüphanelere nazaran daha kolay. Diğer alternatif kütüphaneleri inceleyecek olursak;

- **MATLAB:** Akademik arařtırmalarda, temel grnt iřlemelerini gerekleřtirmek iin kullanılabilir. Bir grnt iřleme ktphanesi demek tam dođru olmaz, bir programlama dilidir fakat grnt iřlemeye ynelik temel algoritmalar sunmaktadır. OpenCV ktphanelerini de kullanarak bir MATLAB uygulaması geliřtirmek mmkndr.
- **Halcon:** Endstriyel projeler iin tercih edilir. Kendi ierisinde geliřtirme ortamı mevcut ve C, C++, C#, VB.NET programlama dilleri iin de ktphanesi mevcuttur. Yapay grme odaklıdır. OpenCV aık kaynak kodludur ve cretsiz bir ktphanedir.
- **Fiji:** Java programlama dili iin geliřtirilmiř, GPL lisansına sahip grnt iřleme ktphanesidir. Bilimsel grnt analizi iin kullanılır. Genetik, nro bilim ve benzeri alanlar odaklı algoritmaları bulunur.

Diđer alternative ktphaneleri de incelediđimizde; grnt iřlemede yz tanıma Android mobil uygulama projesi iin en uygun ktphane OpenCV ktphanesi gzmektedir.

4.2. OpenCV Bileřenleri

OpenCV; CV (Computer Vision), MLL (Machine Learning Library), HighGUI, CXCore, CvAux bileřenlerinden oluřmaktadır.



řekil 4.1. OpenCV Bileřenleri

Deđer akıřı, tek tek prosesleri deđil btn iyileřtirmeyi amalar (Dinesh ve Gupta, 2005). Deđer Akıř Haritalama, sistematik veri yakalama ve analizi yoluyla zayıf giriřimleri planlama ve bađlantılandırma srecidir.

DAH sekiz adımdan oluşur (Tapping, Luyster ve Shuker 2002):

1. Yalınlığı benimsemek,
2. Değer akışını seçmek,
3. Yalınlık hakkındaki bilgi edinmek,
4. Mevcut durum haritası oluşturmak,

- CV bileşeni;

Temel resim işleme ve yüksek seviyeli algoritmaları barındırır.

- MLL bileşeni;

Makina öğrenmesi için istatistiksel verileri barındıran ve mevcut verileri sınıflandırmak için gerekli fonksiyonlara sahip kütüphanedir.

- HighGUI Bileşeni;

Video ve resimleri kaydetmek, yüklemek ve silmek için giriş/çıkış fonksiyonlarını içerir.

- CXCore Bileşeni;

Genel veri yapılarına (cvPoint, cvSize, IpImage, cvHistogram, cvMat gibi) sahip kütüphanedir. XML desteği sağlamaktadır.

- CvAux Bileşeni;

Yüz tanıma, ağız hareketlerini takip, şekil eşleştirme, vücut hareketleri tanıma, şablon eşleştirme, kamera kalibrasyonu gibi algoritmalarına sahip kütüphanedir. [12]

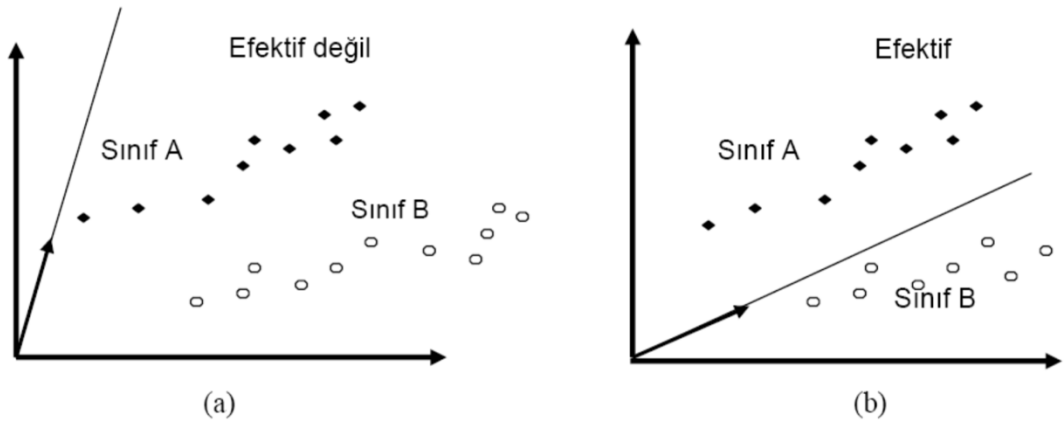
4.3. Yüz Tanıma

4.3.1. Temel Bileşenler Analizi Yöntemi

Size verilen görüntü temsiliyle ilgili sorun, onun yüksek boyutsallığıdır. İki boyutlu $p \times q$ gri tonlamalı görüntüler $m = pq$ boyutlu vektör aralığına yayılır, bu nedenle 100×100 kez 100 piksel içeren bir görüntü zaten 10.000 boyutlu bir görüntü alanında yer alır. Tüm boyutlar bizim için eşit derecede faydalı mı? Sadece verilerde

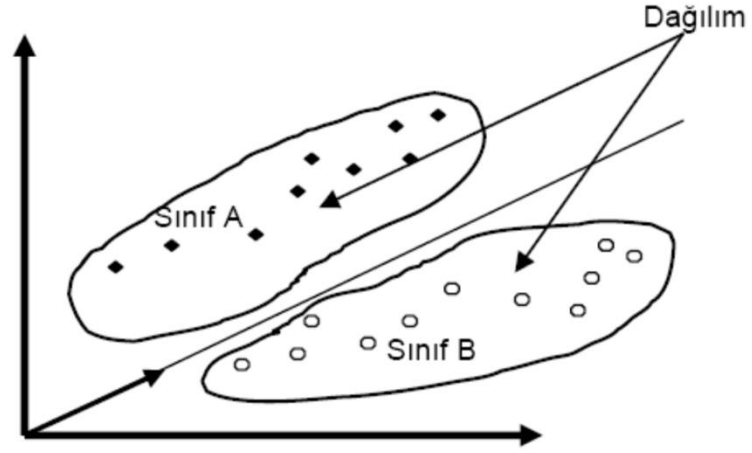
herhangi bir farklılık varsa karar verebiliriz, bu yüzden aradığımız bilgi çoğu bilgiyi oluşturan bileşenlerdir. Temel Bileşenler Analizi (PCA) bağımsız olarak Karl Pearson (1901) ve Harold Hotelling (1933) tarafından bağımsız bir şekilde ilişkilendirilmiş değişkenler kümesini daha küçük bir ilişkisiz değişkenler kümesine dönüştürmek için önerildi. Buradaki fikir, yüksek boyutlu bir veri kümesinin sıklıkla korelasyonlu değişkenler tarafından tanımlanmasıdır ve bu nedenle bilginin çoğunu yalnızca birkaç anlamlı boyut oluşturur. PCA yöntemi, verilerde ana bileşenler olarak adlandırılan en büyük varyansa sahip yönleri bulur. [12]

Temel Bileşenler Analizi (TBA) görüntülerin arasında temel farklılıkları bulmak ve boyut azaltmak için kullanılır. Karşılıklı ilişkisi olan N-boyutlu verinin uzay yerine daha düşük boyutlu uzayda önemli bilgi kaybına uğramadan boyut azaltmanın en uygun yoludur. Azaltılmış alt uzay kullanılarak, veritabanında bulunan hesaplamalar verimli hale gelir. Üretilen betimlemeler öz uzaylar olarak adlandırılır ve yüz tanımda bunlar öz yüzler olarak bahsedilir. Öz vektörler özellik vektörlerinin oluşturulmak için kullanılırlar. Oluşturulan özellik vektörleri, tanıma işleminde kullanılarak, örnek görüntünün en fazla benzediği eğitim seti üyesi bulunur. TBA, tanımın doğru şekilde yapılmasını sağlayan doğrultuların bulunmasını sağlar. Şekil 4.2.b'de bu sınıflandırma en iyi şekilde ifade edilmektedir.




Şekil 4.2. Temel Bileşenler Analizi sınıflandırma doğrultusu

Temel bileşenler analizi, sınıflar arası dağılımı maksimum yapmaktadır. Şekil 4.3 'de iki sınıf arası dağılımı gösterilmektedir.



Şekil 4.3 Sınıflar arası dağılım tablosu

Öz yüz yaklaşımında, her biri $N \times N$ boyutundaki görüntüler N^2 'lik vektörlere dönüştürülmektedirler.



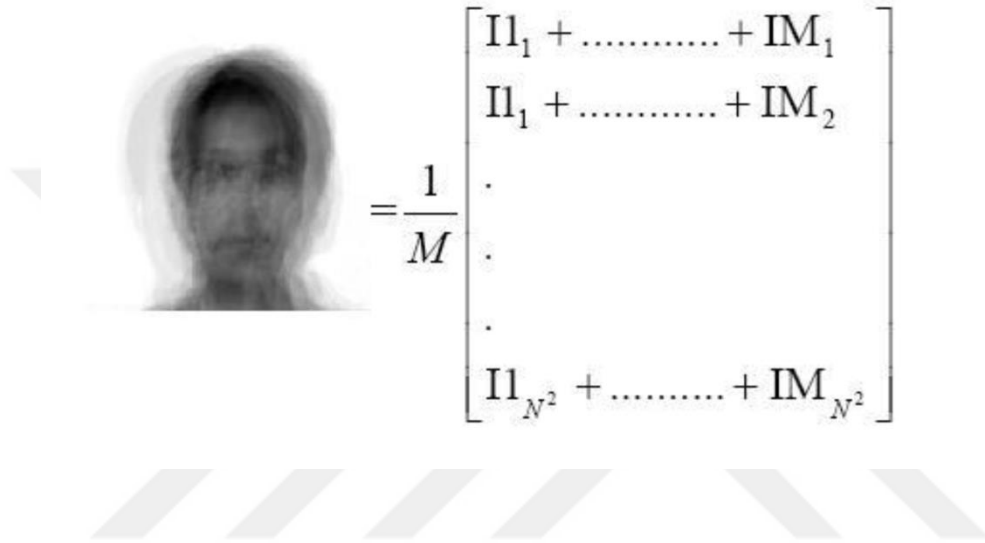
$$= \begin{bmatrix} I1_{11} & \dots & I1_{1N} \\ I1_{21} & \dots & I1_{2N} \\ \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot \\ I1_{N1} & \dots & I1_{NN} \end{bmatrix} \quad I1 = \begin{bmatrix} I1_{11} \\ \cdot \\ I1_{1N} \\ I1_{21} \\ \cdot \\ I1_{2N} \\ \cdot \\ I1_{N1} \\ \cdot \\ I1_{NN} \end{bmatrix}$$

Şekil 4.4 $N \times N$ görüntü ve Dönüştürülmüş Hali

Daha sonra veri tabanındaki bütün görüntülerden ortalama bir görüntü vektör bulunmaktadır (Eş. 5.1).

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (5.1)$$

Burada Γ : görüntü vektörü, Ψ : ortalama görüntü vektörü, M : toplam görüntü sayıdır.



Şekil 4.5 Ortalama Görüntü Hesabı

Burada I yüz veri havuzundaki görüntüleri, N piksel miktarını ve M toplam görüntü miktarını göstermektedir. Kolon vektör şekline getirilmiş görüntülere ait pikseller toplanara toplam görüntü sayısına bölünür, ortalama görüntü görüntülenmek istenildiğinde elde edilmiş olan kolon matris $N \times N$ lik matrise dönüştürülür.

Ortalama görüntü vektörünün, her bir görüntü vektöründen çıkarılması ile sıfır ortalamaya sahip veri tabanı matrisi (A) üretilmiş olur (Eş. 5.2, Eş. 5.3).

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (5.2)$$

Eş. 5.2'de Φ : ortalama görüntüden çıkarılmış görüntü vektörü, $i=1, 2, \dots, M$ ise görüntü sayısını ifade etmektedir.

$$A = [\Phi_1 \ \Phi_2 \ \Phi_3 \ \dots \ \Phi_M] \quad (5.3)$$

Eş. 5.3'te A : $N^2 \times M$ boyutlu görüntü veri tabanı matrisini gösterir.

$$\bar{I}1_m = \begin{bmatrix} I1_1 - m_1 \\ I1_2 - m_2 \\ \vdots \\ I1_{N^2} - m_{N^2} \end{bmatrix}, \quad \dots \quad \bar{I}M_m = \begin{bmatrix} IM_1 - m_1 \\ IM_2 - m_2 \\ \vdots \\ IM_{N^2} - m_{N^2} \end{bmatrix} \quad A = [\bar{I}1_m \dots \bar{I}M_m]$$

Şekil 4.6 Ortalama merkezli görüntü matrisi

Görüntü veri tabanından öz yüzleri bulabilmesi için A matrisinden kovaryans işlemi uygulanmaktadır (Eş. 5.4).

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = A A^T \quad (5.4)$$

Eş. 5.4 ile sahip olunan sonuçta kovaryans matrisinin boyutu, görüntü vektörünün uzunluğuyla bağlantılıdır. N^2 'lik görüntü vektörlerinden sahip olunacak kovaryans matrisi $N^2 \times N^2$ boyutlu bir matristir. Resim vektör boyutunun, toplam görüntü sayısından fazla olduğunda ($N^2 \gg M$), bu büyüklükteki matrisin elde edilmesi, öz değer ve öz vektörlerinin oluşturulması zordur. $N^2 \times N^2$ 'lik kovaryans matrisinden oluşturulacak N^2 özvektörden yalnızca M-1 tanesi anlamlı olacaktır. Bunların sayısı veri tabanındaki görüntü sayısı ile bağlantılıdır. Elde edilen diğer öz vektörler, sıfır değerine sahip özdeğerlere karşılık gelmekte. Bu yüzden, $N^2 \times N^2$ boyutlu matrisin çözülmesi yerine M x M boyutundaki matrisin elde edilmesi daha anlamlı olacaktır.

Kovaryans matrisinin daha düşük boyutta elde edilebilmesi ve kullanılabilmesi için Eş. 5.4 yerine, Eş. 5.5 kullanılabilir.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n^T \Phi_n = A^T A \quad (5.5)$$

Eş. 5.5 ile elde edilen kovaryans matrisin öz değer ve öz vektörlerinden, Eş. 5.4'ün kovaryans matrisinin öz değer ve öz vektörlerine basit bir matris uzayı değişimi ile ulaşılabilmektedir. Eş. 5.5 elde edilen kovaryans matrisinin öz vektörleri v_i olarak gösterilerek,

$$A^T A v_i = \mu_i v_i \quad (5.6)$$

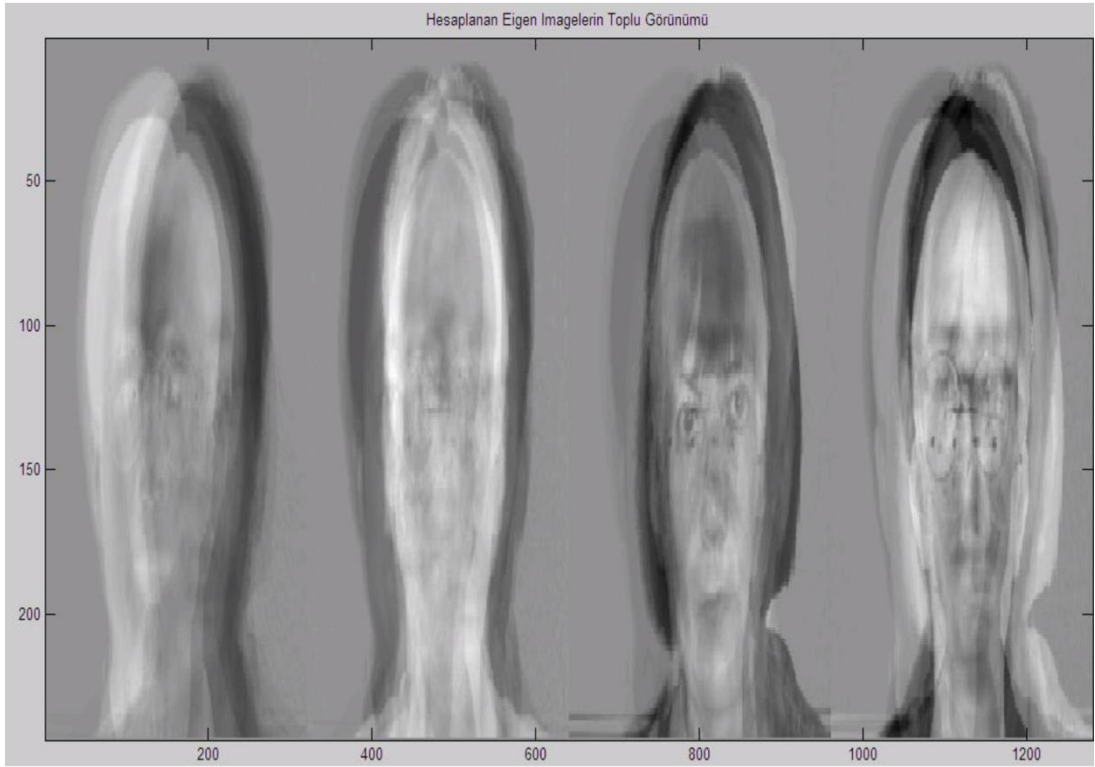
Eş 5.6'da v_i : öz vektörler, μ_i : öz değerleri göstermektedir.

Eşitlikte her iki taraf da A ile çarpılacak olursa,

$$A A^T A v_i = \mu_i A v_i \quad (5.7)$$

AA^T matrisinin özvektörleri Av_i dir.

Eş. 5.5 de elde edilen öz vektörler A matrisiyle çarpılarak istenen öz vektörler bulunmuş olacaktır. Böylelikle işlem yükü, $N^2 \times N^2$ 'lik kovaryans matrisi elde etmekten, $M \times M$ ' lik kovaryans matrisi oluşturmaya indirgenmiştir. Bulunan M adet öz vektörden M' kadarı, uzay enerjisini en iyi görüntüleyecek biçimde, öz yüz değerlerine göre saklanmaktadır. Şekil 4.7'da, en büyük özdeğere sahip ilk dört öz yüz gösterilmiştir.



Şekil 4.7 Elde edilen en büyük özdeğerlere sahip öz yüzler

Oluşturulan öz vektörler, öz yüzü ifade ederken; öz yüzlerin oluşturmuş olduğu matris ise görüntü uzayını ifade etmektedir. Tanımlamanın yapılabilmesi için, her bir görüntünün, görüntü uzayı üzerindeki izdüşümünün tespit edilmesi, ağırlık vektörünün yaratılması gerekmektedir (Eş. 5.8).

$$\omega_k = v_k^T A \quad (5.8)$$

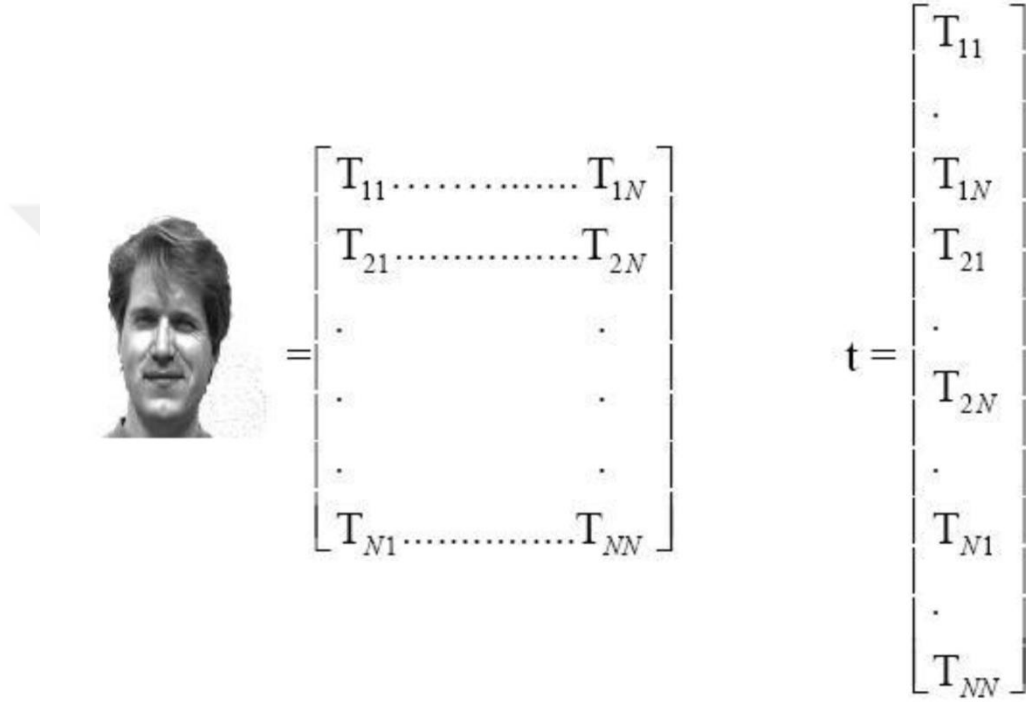
Eş 5.8'de ω : ağırlık vektörü ($1 \times M$), $k = 1, 2, \dots, M'$ göstermektedir.

Her bir görüntü için ağırlık vektörleri veri tabanında, Ω matrisinde saklanmaktadır (Eş. 5.9). Ω matrisi, tanımlama için esas ağırlık matrisini ifade eder.

$$\Omega = [\omega_1^T \ \omega_2^T \ \dots \ \omega_{M'}^T] \quad (5.9)$$

Eş 5.9'da Ω : ağırlık matrisi ($M \times M'$)'ni göstermektedir.

Yabancı yüzün tanınmasındaysa yüze ait görüntü eğitim setindeki gibi $N^2 \times 1$ uzunluklu vektöre dönüştürülür. Örnek Şekil 4.8'de verilmiştir.



Şekil 4.8 Yabancı yüz görüntüsü ve dönüştürülmüş olan kolon vektörü

Şekil 4.8'de T test görüntüsünü simgelemektedir.

Ortalama görüntüden görüntünün farkı alınarak (Eş. 5.10) her öz yüz üzerine düşürülmesiyle (Eş. 5.11) ağırlık vektörü oluşturulmaktadır (Eş. 5.12).

$$\Phi_T = \Gamma_T - \Psi \quad (5.10)$$

Eş. 5.10'da Γ_T : test görüntüsü, Ψ : ortalama görüntü vektörünü göstermektedir.

$$\bar{t}_m = \begin{bmatrix} t_1 - m_1 \\ t_2 - m_2 \\ \vdots \\ t_{N^2} - m_{N^2} \end{bmatrix}$$

Şekil 4.9 Ortalama yüz ve yabancı yüzün farkının alınması

$$\omega_k = v_k^T \Phi_T = v_k^T (\Gamma_T - \Psi) \quad (5.11)$$

EŞ. 5.11'de ω : her özyüze ait ağırlıklar, $k = 1, 2, \dots, M'$ dir.

$$\Omega_T = [\omega_1 \ \omega_2 \ \dots \ \omega_{M'}] \quad (5.12)$$

EŞ. 5.12'de Ω_T : test görüntüsünün ağırlık vektörü ($1 \times M'$) dür.

İşlem, görüntü uzayına düşürülen her görüntünün, ağırlık matrisine uzak olduğu miktara göre gerçekleştirilmektedir. Yakınlık ölçütü, öklit mesafesi ile hesaplanmaktadır (EŞ. 5.13).

$$\epsilon_k^2 = P(\Omega - \Omega_k) P^2 \quad (5.13)$$

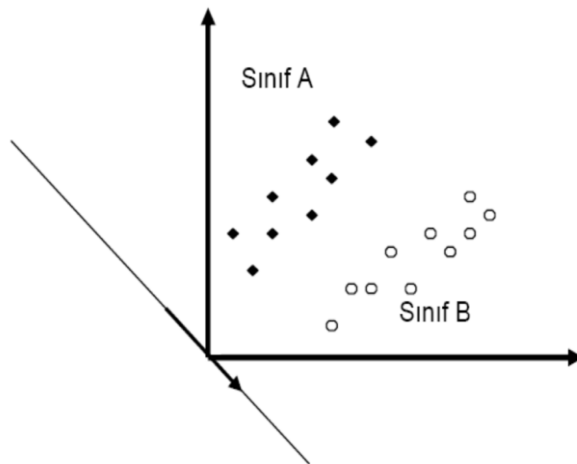
Ağırlık matrisine göre öklit mesafesi elde edilen test görüntüsünün, en küçük öklit değerine karşılık gelen görüntü olduğu kabul edilir. [9]

4.3.2. Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi

Temel Bileşenler Analizi yönteminin çekirdeği olan Temel Bileşenler Analizi (PCA), verilerdeki toplam varyansı maksimize eden özelliklerin doğrusal bir kombinasyonunu bulur. Bu açıkça verileri temsil etmek için güçlü bir yol olsa da, herhangi bir sınıfı dikkate almaz ve bu yüzden bileşenleri atırken çok fazla ayırt edici bilgi kaybolabilir. Verilerinizdeki varyansın harici bir kaynak tarafından üretildiği bir durum hayal edin, ışık olsun. Bir PCA tarafından tanımlanan bileşenler hiçbir şekilde ayırıcı bilgi içermez, bu nedenle yansıtılan örnekler bir araya bulaşır ve bir sınıflandırma imkansız hale gelir.

Lineer Diskriminant Analizi, sınıfa özgü bir boyut küçültme gerçekleştirir ve büyük istatistikçi Sir R. A. Fisher tarafından icat edilmiştir. 1936 makalesinde çiçekleri sınıflandırmak için başarıyla kullandı. Taksonomik problemlerde çoklu ölçümlerin kullanımı [Fisher36]. Sınıflar arasında en iyi ayrılan özelliklerin birleşimini bulmak için Doğrusal Ayırma Analizi, toplam dağınıklığı maksimize etmek yerine sınıflar arası sınıf dağılımına oranlarını maksimuma çıkarır. Fikir basit: aynı sınıflar birbirine sıkı sıkıya sarılmalı, farklı sınıflar alt boyut gösterimlerinde birbirlerinden olabildiğince uzakta olmalıdır. Bu aynı zamanda Belhumeur, Hespanha ve Kriegman tarafından da tanındı ve bu yüzden [BHK97] 'de tanınması için bir Ayırıcı Analiz uyguladılar. [12]

Doğrusal Ayırtaç Analizi veriler arasında ayırım sağlayan yönün bulunmasını amaçlar. Şekil 4.10' daki gösterilmiştir.



Şekil 4.10 Doğrusal Ayırtaç Analizi sınıfları ayıran yön

Sınıflar arası farkı en büyük yaparken, sınıf içi değişimi de en küçük yapmaya çalışır. Doğrusal Ayırtaç Analizi uygulanırken, genelleştirilmiş özlük problemi çözülerek doğrusal ayırım vektörleri hesaplanmalıdır.

Fisher yönteminde, $N \times N$ boyutlu görüntüler N^{2c} lik vektörler haline getirilmektedir. Veri havuzundaki tüm görüntülerden bir ortalama görüntü vektörü yaratılmaktadır (Eş. 5.14).

$$\Psi = \frac{1}{M_t} \sum_{k=1}^{M_t} \Gamma_k \quad (5.14)$$

Eş. 5.14'te Γ : görüntü vektörü, Ψ : ortalama görüntü vektörü, M_t : toplam görüntü sayısını ifade eder.

Veri havuzunda, c farklı sınıfın toplam M_t görüntü vektörü saklanmaktadır. Ortalama görüntü vektörü hem tüm veri havuzu içinde hem de her sınıf için ayrı ayrı bulunmaktadır. Sınıf içi ortalama görüntü vektörü, Ψ_{C_i} olarak ifade edilmektedir.

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi_{C_i} \quad (5.15)$$

Eş. 5.15'te Φ : ortalama görüntüden farkı alınmış sınıf içi görüntü vektörü, $i = 1, 2, \dots, c$ dir.

Oluşturulan vektörlerden sınıflar arası ve sınıf içi saçılma matrisleri bulunur. Sınıf içi saçılma matrisi,

$$S_w = \sum_{i=1}^c P(C_i) \Sigma_i \quad (5.16)$$

Eş. 5.16'da S_w : sınıf içi saçılma matrisi, $P(C_i)$: önsel sınıf olasılığıdır.

Eş. 5.16 eşitliği ile bulunmaktadır. Burada,

$$P(C_i) = \frac{1}{c} \quad (5.17)$$

ve

$$\Sigma_i = E[\Phi_i \Phi_i^T] = E[(\Gamma_i - \Psi_{C_i})(\Gamma_i - \Psi_{C_i})^T] \quad (5.18)$$

olarak ifade edilmektedir.

Sınıflar arası saçılma matrisi ise,

$$S_b = \sum_{i=1}^c P(C_i) (\Psi_{C_i} - \Psi)(\Psi_{C_i} - \Psi)^T \quad (5.19)$$

Eş. 5.19'da S_b : sınıflar arası saçılma matrisi'dir.

şeklinde ifade edilir. Eş. 5.16 ve Eş. 5.19'dan bulunan saçılma matrisleri Eş. 5.20'de en iyi W matrisi bulunması hedeflenmektedir. Bu sebepten, sınıflar arası saçılma en fazlaya, sınıf içi saçılma en aza gelmektedir.

$$W = \operatorname{argmax}_T (J(T)) \Rightarrow \max(J(T)) = \frac{|T^T S_b T|}{|T^T S_w T|} \Big|_{T=W} \quad (5.20)$$

W matrisinin çözümünde genelleştirilmiş özdeğer çözümü kullanılmaktadır (Eş. 5.21).

$$S_b W = S_w W \lambda_w \quad (5.21)$$

Tanımlamada kullanılacak W matrisi, S_b ve S_w matrislerinden elde edilen özvektör matristir. Özvektör matrisi, anlamlı özdeğerlere göre sıralandığında en fazla $c-1$ özyüzden oluşur. Bu, veri havuzundaki eşsiz sınıf sayısı ile bağlantılıdır. Öz yüz yaklaşımı gibi, her bir görüntünün özvektörler ya da görüntü uzayına yansıtılması ile o görüntünün ağırlık vektörü bulunmuş olacaktır (Eş. 5.22).

$$g(\Phi_i) = W^T \Phi_i \quad (5.22)$$

Eş. 5.22'de g : ağırlık vektörü $(c-1) \times 1$, $i = 1, 2, \dots, M_t$ dır.

Her bir görüntünün ağırlık vektörü, tanımlama için kullanılmak üzere veri havuzunda bulundurulmaktadır. Test için kullanılacak görüntünün, ortalama görüntüden farkı alınır ve görüntü uzayına yansıtılarak ağırlık vektörü elde edilir (Eş. 5.23, Eş. 5.24).

$$\Phi_T = \Gamma_T - \Psi \quad (5.23)$$

Eş. 5.23'te Γ_T : test görüntüsü, Ψ : ortalama görüntü vektörüdür.

$$g(\Phi_T) = W^T \Phi_T \quad (5.24)$$

Eş. 5.24'te g : ağırlık vektörü $(c-1) \times 1$ 'dir.

Yöntem, görüntü uzayına düşürülen görüntünün, ağırlık matrisine olan uzaklığı ölçütüne göre işlenmektedir. Yakınlık öklit mesafesi ile bulunmaktadır (Eş. 5.25).

$$\epsilon_{Ti}^2 = P(g(\Phi_T) - g(\Phi_i))^2 \quad (5.25)$$

$(i = 1, 2, \dots, M_t)$

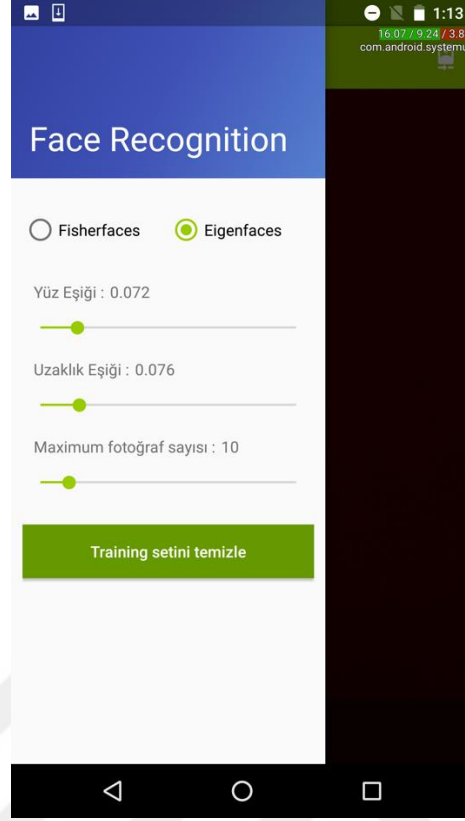
Ağırlık matrisine göre öklit mesafesi elde edilen test görüntüsünün tanımlanması, en küçük öklit uzaklığına karşılık gelen görüntü olduğu kabul edilerek gerçekleştirilmektedir. [9]

5. YÜZ TANIMA UYGULAMASI

5.1. Uygulamanın Tanıtılması

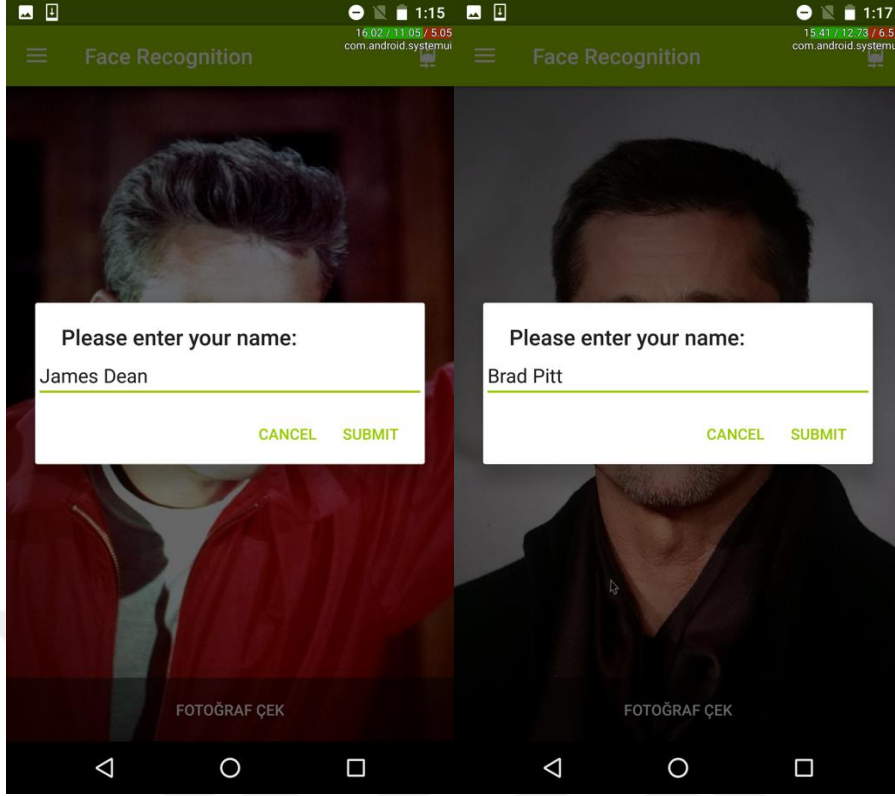
Uygulama Android OS üzerinde bir mobil uygulaması olup, Android Studio geliştirme ortamında Java programlama dili kullanılarak geliştirilmiştir. Yüz tanıma yapabilmek için Open CV kütüphanesi kullanılmıştır. Karşılaştırılacak yüz tanıma yöntemlerinden ikisi olan Temel Bileşenler Analizi ve Doğrusal Diskriminant Analizi; OpenCV kütüphanesinin metodlarıdır. Performans sonuçları için ise gerekli kodlar yazılmış, iki metod birbirleri ile karşılaştırılmıştır.

Uygulama yukarıda bahsedilen ortamlarda geliştirilmesi tamamlandıktan sonra, uygulama üzerinde birkaç yüz sisteme tanıtılmış ve arka planda OpenCV' nin Temel Bileşenler Analizi ve Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemleri ile eğitilmiştir. Bu eğitim; ortamın ışığı, yüzün kameraya olan mesafesi ve bir yüzün birkaç değişik resmi ile eğitime gönderilmesi gibi parametrelere bağlı olarak gerçekleşmiştir. Daha sonra sistemin tanınmasını istediğimiz bir yüz resmi uygulamaya cep telefonun veya tabletin ön/arka kamerası ile sisteme gönderilmiş ve sistem bu yüz resmini kütüphanenin sahip olduğu iki metod ile işlemiştir. Yüz tanıma işlemi başarılı gerçekleştiğinde, performans çıktıları alınmıştır ve bu çıktılar analiz edilmiştir.

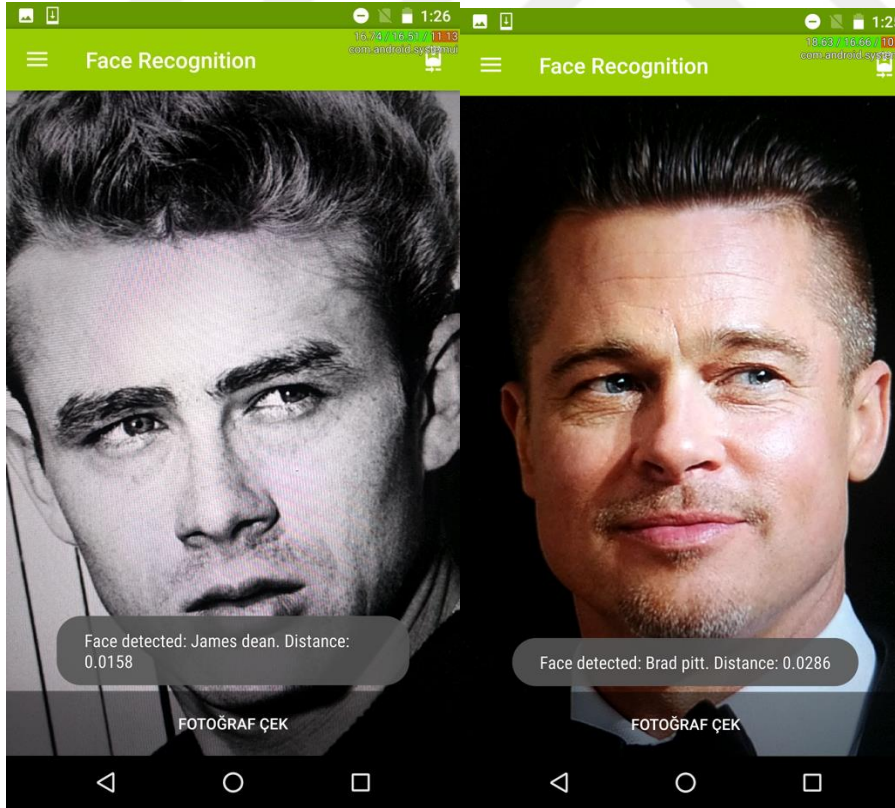


Şekil 5.1. Uygulama Üzerinde Ayarlamaların Yapılması

Buna bağlı olarak özetle uygulama; birkaç insanın yüzlerinin fotoğrafını çekecek, bu resimleri işleyecek ve her yüzün sahibine bizim belirlediğimiz ismi atayacak, aynı yüzleri gruplayacak. Yeni gelen yüz resmini işleyip daha önceden tanıtılan yüzler ile karşılaştıracak ve bize bunlara en yakın yüze sahip olan ismi getirecek.



Şekil 5.2. Uygulamaya Yüzlerin Tanıtılması



Şekil 5.3. Daha Önce Çekilmiş Yüzlerin Tekrar Çekildiğindeki Yüz Tanıma Tespiti

5.2. Test Sonuçları

10 Yüz – 1 Metre Uzaklık – Aydınlik Işık (Temel Bileşenler Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre (sn)
Yüz Resmi	9	1	0	90	2.04

Tablo 5.1. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu

10 Yüz – 1 Metre Uzaklık – Aydınlik Işık (Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre (sn)
Yüz Resmi	10	0	0	100	2.54

Tablo 5.2. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu

Yukarıdaki Tablo 5.1 ve Tablo 5.2’de görüldüğü üzere bir yüzün 10 kere eğitim setine girdiğinde, 1 metre uzaklık ve aydınlık ışık altında yapılan testlerde başarı oranı olarak Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi daha iyidir. Bunun sebebi Doğrusal Diskriminant Analizi yönteminin yüz tanıma yaparken yüz resimlerini kümeleyip, kümeler arası araştırma yapmasıdır. Fakat başarı oranı daha iyi olmasına karşın Temel Bileşenler Analizi yöntemine göre 0.50 saniye süre kaybı vardır.

10 Yüz – 1 Metre Uzaklık – Loş Işık (Temel Bileşenler Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre (sn)
Yüz Resmi	7	1	2	70	6.37

Tablo 5.3. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu

10 Yüz – 1 Metre Uzaklık – Loş Işık (Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre (sn)
Yüz Resmi	8	2	0	80	7.21

Tablo 5.4. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu

Tablo 5.3 ve Tablo 5.4'te görüldüğü gibi, başarı oranı ve süre olarak öncelik değişmiyor. Fakat ortam ışığının yüz tanımadaki etkisinin büyük olduğunu; tanınan yüz resmi sayısından görebiliyoruz.

10 Yüz – 3 Metre Uzaklık – Aydınlik Işık (Temel Bileşenler Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre (sn)
Yüz Resmi	9	0	1	90	3.11

Tablo 5.5. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu

10 Yüz – 3 Metre Uzaklık – Aydınlik Işık (Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre (sn)
Yüz Resmi	9	0	1	90	3.49

Tablo 5.6. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu

10 Yüz – 3 Metre Uzaklık – Loş Işık (Temel Bileşenler Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre (sn)
Yüz Resmi	5	1	4	50	6.75

Tablo 5.7. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu

10 Yüz – 3 Metre Uzaklık – Loş Işık (Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre (sn)
Yüz Resmi	7	2	1	70	8.04

Tablo 5.8. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu

10 Yüz – 5 Metre Uzaklık – Aydınlik Işık (Temel Bileşenler Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre (sn)
Yüz Resmi	6	1	3	60	4.33

Tablo 5.9. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu

10 Yüz – 5 Metre Uzaklık – Aydınlik Işık (Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre (sn)
Yüz Resmi	7	2	1	70	5.11

Tablo 5.10. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu

10 Yüz – 5 Metre Uzaklık – Loş Işık (Temel Bileşenler Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre (sn)
Yüz Resmi	2	2	6	20	7.40

Tablo 5.11. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu

10 Yüz – 5 Metre Uzaklık – Loş Işık (Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre (sn)
Yüz Resmi	3	2	5	30	8.56

Tablo 5.12. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 10 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu

20 Yüz – 1 Metre Uzaklık – Aydınlik Işık (Temel Bileşenler Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre
Yüz Resmi	18	2	0	90	4.25

Tablo 5.13. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu

20 Yüz – 1 Metre Uzaklık – Aydınlik Işık (Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre
Yüz Resmi	19	1	0	95	5.03

Tablo 5.14. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu

20 Yüz – 1 Metre Uzaklık – Loş Işık (Temel Bileşenler Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre
Yüz Resmi	14	1	5	70	8.17

Tablo 5.15. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu

20 Yüz – 1 Metre Uzaklık – Loş Işık (Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre
Yüz Resmi	15	2	3	75	8.59

Tablo 5.16. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 1 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu

20 Yüz – 3 Metre Uzaklık – Aydınlik Işık (Temel Bileşenler Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre
Yüz Resmi	17	2	1	85	4.51

Tablo 5.17. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu

20 Yüz – 3 Metre Uzaklık – Aydınlik Işık (Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıandı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre
Yüz Resmi	17	2	1	85	5.33

Tablo 5.18. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu

20 Yüz – 3 Metre Uzaklık – Loş Işık (Temel Bileşenler Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanındı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre
Yüz Resmi	11	2	7	55	8.46

Tablo 5.19. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu

20 Yüz – 3 Metre Uzaklık – Loş Işık (Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanındı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre
Yüz Resmi	13	3	4	65	9.09

Tablo 5.20. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 3 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu

20 Yüz – 5 Metre Uzaklık – Aydınlik Işık (Temel Bileşenler Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanındı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre
Yüz Resmi	15	1	4	75	5.22

Tablo 5.21. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu

20 Yüz – 5 Metre Uzaklık – Aydınlik Işık (Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanındı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre
Yüz Resmi	15	2	3	75	5.54

Tablo 5.22. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, aydınlık ışıkta yapılan test sonucu

20 Yüz – 5 Metre Uzaklık – Loş Işık (Temel Bileşenler Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanındı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre
Yüz Resmi	3	0	17	15	8.53

Tablo 5.23. Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu

20 Yüz – 5 Metre Uzaklık – Loş Işık (Doğrusal Diskriminant Analizi Yöntemi)					
TEST	Tanıdı	Tanınmadı	Yüz Yok	Tanınma Oranı %	Süre
Yüz Resmi	2	2	16	10	9.38

Tablo 5.24. Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi ile 20 yüz görüntüsü, 5 metre uzaklıkta, loş ışıkta yapılan test sonucu



6. SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

Bu tez çalışmasında görüntü işleme yöntemlerinden olan Fisher faces ve Eigen faces yüz tanıma algoritmaları genel hatları ile incelenmiştir.

Her iki algoritma için aynı performans testleri yapılmış, aynı durumlar incelenmiştir. Testler yüz resmi sayısı, yüze olan mesafe ve ortam ışığı parametrelerine bağlı olarak yapıp, incelenmiştir. Bu çalışmada 55 kişinin 30'ar farklı görüntüsü alınmıştır. Eğitim seti toplam 1100 yüz fotoğrafından oluşmaktadır. Her bir kişi için 1 metre, 3 metre ve 5 metre uzaklık; parlak gün ışığında ve akşam karanlığında görüntüler alınmıştır. Bu bağlamda her iki algoritma (Temel Bileşenler Analizi, Doğrusal Diskriminant Analizi) için de yüz resimlerinin sayısı, yüz tanıma oranı ile doğru orantılı olduğu görülmüştür. Yüz resimleri ne kadar artar ise, algoritmaların doğru kişiyi bulma oranı artmış, hata payı düşmüştür.

Yapılan testlerin sonuçlarına göre, çıkardığı başarılı yüz tanıma oranına göre Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi, yüz tanımadaki daha kısa tanıma süresi olarak da Temel Bileşenler Analizi yöntemi bir diğerine göre daha üstün gelmektedir. Geniş eğitim seti; daha başarılı sonuçlar elde ederken, yüz tanımada daha fazla vakit harcamakta, ortamın ışığı; karanlık ışığa doğru giderken hem yüz tanıma süresini uzatmakta hem de başarı oranını düşürmektedir. Kameranın yüze olan uzaklığının artması da ortam ışığının daha karanlığa gitmesinin yarattığı etkiyi yarattığı görülmekte.

Bu çalışma daha fazla sayıda yüz resmi ile eğitilmiş bir eğitim seti, daha fazla mesafede, farklı renklerde ışıklar ve farklı duyguları yansıtan yüz ifadeleri ile çalışılarak geliştirilebilir.

Yapılacak çalışmalarda eğer doğruluk kritik seviyede önemli ise Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi, diğer yonteme göre daha başarılı yüz tanıma gerçekleştirdiğinden dolayı tercih edilmelidir. Fakat bu, Temel Bileşenler Analizi yönteminin başarısız sonuçlar çıkardığı anlamına gelmemektedir. Eğer istediğimiz hızlı sonuç almak ise Temel Bileşenler Analizi yöntemi, diğer yonteme göre daha hızlı yüz tanıma gerçekleştirdiğinden dolayı tercih edilmesi gereken yöntem Temel Bileşenler Analizi Yöntemidir.

KAYNAKLAR

1. Özyüz Yöntemi ile Yüz Tanıma – T.C. Haliç Üniversitesi, Elektrik – Elektronik Mühendisliği Bölümü – 2011 – Müge Çarıkçı, Figen Özen – Makale Syf: 267
2. Yapay Sinir Ağları ile Yüz Tanıma – Dokuz Eylül Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi – Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı – Haziran, 2011 – Ozan Taşova
3. Gerçek Zamanlı Sayısal Görüntü İşleme ve Örüntü Tanıma Tekniklerinin Araştırılması ve Uygulanması – Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü – Yüksek Lisans Tezi – Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı – 2013 – Ghulam Sakhi Shokouh
4. İnsan Yüzü Tanıma – Yıldız Teknik Üniversitesi Elektrik Elektronik Fakültesi Lisans Bitirme Projesi – Bilgisayar Bilimleri ve Mühendisliği Bölümü – Selçuk Başak, İrfan Güneydaş, Arzu Tukan – Haziran, 1998
5. Siber Güvenlikte Biyometrik Sistemler ve Yüz Tanıma – Gazi Üniversitesi Bilişim Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi – Bilgisayar Bilimleri – Nisan, 2012 – Süleyman Filiz
6. Görüntü İşleme Yardımı ile Kimlik Tespiti – Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi – Haziran, 2010 – Cihan Manav
7. Görüntü Çerçevelerinde Yüz Algılama ve Veritabanı ile Eşleme Yapılması – Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü – Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı – Yüksek Lisans Tezi – 2010 – Gülden Eleyan
8. Özyüz Kullanılarak Yüz Tanıma – Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü – Bilgisayar ve Bilişim Mühendisliği Anabilim Dalı – Yüksek Lisans Tezi – Temmuz, 2006 – Bahattin Yaman

9. Yüz Tanımda Özyüz ve Fisher Yüz Algoritmalarının İncelenmesi – Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü – Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı – Yüksek Lisans Tezi – Ankara, 2010 – Ahmet Yıldırım Erdoğan
10. Yüz Tanıma işlemi ile Personel Takibi Yapan Bir Yazılımın Geliştirilmesi ve Uygulanması – Muğla Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü – Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalı – Yüksek Lisans Tezi – Muğla, Nisan, 2012 – Semih Gençay
11. Yapay Zeka Uygulamaları: Yüz Tanıma – Beykent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü – Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı – Yüksek Lisans Tezi – İstanbul, 2007 – Şenol Hazar

İNTERNET KAYNAKLARI

12. Face Recognition With OpenCV - https://docs.opencv.org/2.4/modules/contrib/doc/facerec/facerec_tutorial.html
13. OpenCV Nedir? - <https://maker.robotistan.com/python-ve-opencv-ile-temel-geometrik-sekillerin-algılanmasi/>

ÖZGEÇMİŞ

3 Ağustos 1994 tarihi, İstanbul ili Fatih ilçesi doğumluyum. İlköğretimi Bakırköy ilçesinde Pilot Cengiz Topel İ.Ö.O'nda, Liseyi Bakırköy ilçesinde Bakırköy Lisesi'nde tamamladım. Lisansta İstanbul Kültür Üniversitesi Matematik – Bilgisayar bölümünden 2016 yılında mezun oldum. Özel bir şirkette Yazılım departmanında 'Yazılım Geliştirme Uzmanı' olarak çalışmaktayım. 2017 yılında Beykent Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Yüksek Lisans eğitimine başladım.

Özel ilgi alanlarım, mobil uygulama geliştirme, web site arka yüz geliştirme, çevik yazılım geliştirme modelleridir.

Cem TANRIKUT