

**ANKARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**YÜZ TANIMADA ÖZYÜZ VE FİŞHER YÜZ ALGORİTMALARININ
İNCELENMESİ**

AHMET YILDIRIM ERDOĞAN

ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ANKARA

2010

Her hakkı saklıdır

TEZ ONAYI

Ahmet Yıldırım ERDOĞAN tarafından hazırlanan “**Yüz Tanımada Özyüz ve Fisher Yüz Algoritmalarının İncelenmesi**” konulu tez çalışması 20/05/2010 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Danışman : Yrd. Doç. Dr. H. Alparslan ILGIN

Jüri Üyeleri

Başkan :Yrd. Doç. Dr. Süleyman TOSUN
Ankara Üniversitesi
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Üye :Yrd. Doç. Dr. İsa NAVRUZ
Ankara Üniversitesi
Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Üye : Yrd. Doç. Dr. H. Alparslan ILGIN
Ankara Üniversitesi
Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. Orhan ATAKOL

Enstitü Müdürü

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

YÜZ TANIMADA ÖZYÜZ VE FİSHER YÜZ ALGORİTMALARININ İNCELENMESİ

Ahmet Yıldırım ERDOĞAN

Ankara Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Danışman : Yrd. Doç. Dr. H. Alparslan ILGIN

Yüz tanıma, günümüzde önemini hızla arttırmakta olan bir uygulama konusu haline gelmektedir. Mevcut yüzlerden elde edilecek bir veri tabanı üzerinde otomatik olarak yapılacak tanımların, özellikle güvenlik açısından bir çok konuya kolaylık sağlayacağı açıktır.

Bu tezde, yüz tanıma problemi üzerinde araştırma yapılarak, kullanılan temel yöntemler incelenmiştir. Yüz tanımda kullanılan yöntemlerden olan, özyüz (eigenface) ve Fisher yüz (Fisherface) yöntemlerinin uygulamaları yapılarak bu yöntemler kıyaslanmıştır.

Yüz tanımlamanın ilk adımı olan yüz bulma işleminden bahsedilmiş, aynı zamanda bu işlemin yüz tanıma, yüz takibi, ifade tanıma, poz kestirimi gibi bir çok uygulama için ilk basamak olduğundan bahsedilmiştir.

Özyüz ve Fisher yüz algoritmaları iki ayrı bölüm olarak ele alınmış ve de bu algoritmaların işleyişi adım adım anlatılmış ve performansları karşılaştırılmıştır.

Ayrık Kosinüs Dönüşümü temel düşük, yatay orta, dikey orta ve köşegensel yüksek frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş yüz uzayı ile özyüz ve Fisher yüz algoritmaları kullanılarak yüz tanıma testleri yapılmış ve bileşenler tanıma başarımlarına göre kendi içlerinde karşılaştırılmıştır. Yatay orta ve dikey orta frekans bileşenleri gürültü ekleme gibi saldırılardan daha az etkilendiğinden yüz tanıma başarımları hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları için daha yüksek çıkmıştır.

Mayıs 2010, 119 Sayfa

Anahtar Kelimeler: Yüz tanıma, özyüz algoritması, Fisher yüz algoritması, yüz tanıma yöntemleri, ayrık kosinüs dönüşümü.

ABSTRACT

Master Thesis

THE ANALYSIS OF EIGENFACE AND FISHERFACE ALGORITHMS FOR FACE RECOGNITION

Ahmet Yıldırım ERDOĞAN

**Ankara University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Electronics Engineering**

Supervisor : Asst. Prof. Dr. H. Alparslan ILGIN

Face recognition has become an application area which has an increasing importance today. It is obvious that auto-recognitions made on a database consisting of existing faces will provide facilities specifically about security subjects.

In this thesis work, face recognition problems have been investigated and the basically used methods have been reviewed. A face recognition system has been developed by using eigenface and fisherface methods which are face recognition methods.

Face detection, which is the first step of several applications such as face recognition, face tracking, expression recognition and pose-estimating, has been mentioned.

Eigenface and Fisher face algorithms have been given as two separate parts since these are the subjects of this thesis work and the proceedings of these algorithms have been explained step by step.

Face recognition tests have been made by using eigenface and Fisher face algorithms on face space generated by taking discrete cosine transform basic low, horizontal medium, vertical medium and diagonal high frequency components and components have been compared among them according to their success on recognition. Since their horizontal and vertical medium components have been less affected by the attacks such as adding noise, the eigenface and Fisher Face algorithms' success of face recognition has come up in a higher value.

May 2010, 119 Pages

Key Words: Face recognition, eigenface algorithm, Fisherface algorithm, face recognition, discrete cosine transform.

TEŞEKKÜR

Tez çalışmam boyunca beni yönlendirdiği, bilgi ve deneyimlerini bana aktararak gösterdiği her türlü destek ve yardımlardan dolayı değerli hocam Sayın Yrd. Doç. Dr. H. Alparslan ILGIN'a (Ankara Üniversitesi Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı),

Değerli büyüklerim Abdülbaki EROL ve Muhyettin EROL Beyefendilere,

Tüm hayatım boyunca desteklerini her zaman yanımda hissettiğim sevgili annem Ayşe ERDOĞAN, babam Mehmet Emin ERDOĞAN, ağabeyim Kürşad ERDOĞAN ve ablam Gülşah UMUCU'ya,

Kıymetli nişanlım Emine BOZ'a,

Arkadaşım Engin KOCAADAM'a,

Yüksek lisans eğitimimi destekleyen Türk Telekomünikasyon A.Ş. ve tüm çalışma arkadaşlarıma, teşekkürlerimi içtenlikle sunarım.

Ahmet Yıldırım ERDOĞAN

Ankara, Mayıs 2010

İÇİNDEKİLER

ÖZET	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR	iii
SİMGELER DİZİNİ.....	viii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	xiii
1. GİRİŞ.....	1
2. YÜZ BULMA.....	5
2.1 Yüz Bulmayı Zorlaştıran Nedenler.....	5
2.2 Genel Olarak Literatürdeki Yüz Bulma Algoritmaları.....	6
2.2.1 Bilgi tabanlı yöntemler.....	6
2.2.2 Değişmeyen özellik yaklaşımları.....	7
2.2.3 Şablon eşlemeli yöntem.....	8
2.2.4 Görünüm tabanlı yöntemler.....	9
3. YÜZ TANIMA.....	12
3.1 İnsanlarda Yüz Tanımanın Gerçekleşmesi.....	13
3.2 Bilgisayarda Gerçekleşen Yüz Tanıma Sisteminin Elemanları.....	13
3.3 Yüz Tanımanın Zorlukları.....	14
3.4 Yüz Tanımanın Uygulama Alanları.....	15
4 YÜZ TANIMA YÖNTEMLERİ.....	16
4.1 Özellik Tabanlı Yüz Tanıma Sistemleri.....	16
4.1.1 Geometrik özellik tabanlı.....	16
4.1.2 Şablon eşlemeli yöntem.....	18
4.1.2.1 k-En yakın komşuluk yöntemi ile şablon eşleme.....	20
4.1.3 Yapısal eşleme.....	20
4.1.4 Elastik demet grafi eşleme.....	21
4.1.5 Gizli Markov modeli.....	23
4.2 Görünüm Tabanlı Yüz Tanıma Sistemleri.....	25
4.2.1 Yapay sinir ağı tabanlı yöntem.....	26

4.3	Görünüm Tabanlı ve Özellik Tabanlı Yüz Tanıma Yöntemlerinin Karşılaştırılması.....	29
5.	ÖZYÜZ YÖNTEMLERİ İLE YÜZ TANIMA.....	31
5.1	Özyüz Yaklaşımı İle Yüz Tanıma.....	31
5.1.1	Özyüz algoritması (Temel bileşenler analizi).....	33
5.2	Fisher Yüz Yaklaşımı (Doğrusal Ayraç Analizi) İle Yüz Tanıma.....	42
5.3	Özyüz Yöntemleri ile Özellik Tabanlı Yöntemlerin Karşılaştırılması.....	50
6.	DENEYSEL ÇALIŞMALAR.....	53
6.1	Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD).....	54
6.2	Özyüz Sayısının Yüz Tanıma Oranı Üzerindeki Etkisinin Test Edilmesi...	58
6.3	Yüz Uzayındaki Görüntülere Gauss Gürültüsü Eklenerek Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi.....	60
6.3.1	Gauss gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının performans testi.....	61
6.3.2	Gauss gürültüsü için AKD'si alınmış görüntülerde yüz tanıma performans testi.....	63
6.3.2.1	Gauss gürültüsü için AKD temel düşük frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	65
6.3.2.2	Gauss gürültüsü için AKD yatay orta frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	66
6.3.2.3	Gauss gürültüsü için AKD düşey orta frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	67
6.3.2.4	Gauss gürültüsü için AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile yapılan yüz tanıma testi.....	68
6.3.2.5	Gauss gürültülü yüz uzayında yer almayan pozlar ve bu pozların AKD bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	70
6.4	Yüz Uzayındaki Görüntülere Tuz&Biber Gürültüsü Eklenerek Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi.....	72
6.4.1	Tuz&biber gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının performans testi.....	73
6.4.2	Tuz&biber gürültüsü için AKD'si alınmış görüntülerde yüz tanıma testleri.....	75
6.4.2.1	Tuz&biber gürültüsü için AKD temel düşük frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	77

6.4.2.2 Tuz&biber gürültüsü için AKD yatay orta frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	78
6.4.2.3 Tuz&biber gürültüsü için AKD düşey orta frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	79
6.4.2.4 Tuz&biber gürültüsü için AKD bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	80
6.4.2.5 Tuz&biber gürültülü yüz uzayında yer almayan pozlar ve bu pozların AKD bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	81
6.5 Yüz Uzayındaki Görüntülere Benek Gürültüsü Eklenerek Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi.....	83
6.5.1 Benek gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının performans testi.....	84
6.5.2 Benek gürültüsü için AKD'si alınmış görüntülerde yüz tanıma testleri.....	86
6.5.2.1 Benek gürültüsü için AKD temel düşük frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	87
6.5.2.2 Benek gürültüsü için AKD yatay orta frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	89
6.5.2.3 Benek gürültüsü için AKD düşey orta frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	90
6.5.2.4 Benek gürültüsü için AKD bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	91
6.5.2.5 Benek gürültülü yüz uzayında yer almayan pozlar ve bu pozların AKD bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi.....	92
6.6 Yüz Uzayındaki Görüntülerin Sol Yarısı Üzerinden Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi.....	95
6.7 Yüz Uzayında Yer Almayan Pozların Sol Yarısı Üzerinden Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi.....	98
6.8 Yüz Uzayındaki Görüntülerin Sol Yarısından Bir Yüz Yapı olarak Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi.....	101
6.9 Yüz Uzayındaki Görüntülerin Sağ Yarısı Üzerinden Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi.....	102
6.10 Yüz Uzayında Yer Almayan Pozların Sağ Yarısı Üzerinden Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi.....	106
6.11 Yüzlerin Sağ Yarısından Bir Yüz Yapı olarak Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi.....	109
6.12 Paralel Gürültülü Görüntülerde Yüz Tanıma Testi.....	110
6.13 Aynalama Yöntemi Uygulanmış Yüzlerde Yüz Tanıma Testi.....	111
6.14 Karalanmış Yüzlerde Yüz Tanıma Testi.....	112

6.15	Yoğun Karalanmış Yüzlerde Yüz Tanıma Testi.....	113
7.	SONUÇLAR.....	114
	KAYNAKLAR.....	116
	ÖZGEÇMİŞ.....	119

SİMGELER DİZİNİ

TBA	Temel Bileşenler Analizi
PCA	Principle Component Analysis
DAA	Doğrusal Ayraç Analizi
LDA	Linear Discriminant Analysis
SVMs	Support Vector Machines
GMM	Gizli Markov Modeli
HMM	Hidden Markov Model
YSA	Yapay Sinir Ağı
MLP	Multilayer Perceptron Classifier
LEM	Line Edge Map
EBGM	Elastic Bunch Graph Matching
SD	Standart Deviation
Eş.	Eşitlik

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 4.1 Yüz tanıma için alınabilecek 22 geometrik nokta (Brunelli ve Poggio 1992).	18
Şekil 4.2 Şablon Eşleme ile Yüz Tanıma (Brunelli ve Poggio 1995)	19
Şekil 4.3 Çizgisel kenar haritası (LEM - Line edge map) (Gau ve Yeung 2002)	21
Şekil 4.4 Elastik demet grafi eşleme yöntemi – İşaretlenmiş noktalar (Jiminez ve Casto 2004).....	22
Şekil 4.5 GMM ile veritabanındaki yüz resimlerinde parametrelerin oluşturulması (Samaria ve Harter 1994).....	23
Şekil 4.6 GMM öğrenme şeması (Özdemir 2007)	24
Şekil 4.7 GMM tanıma şeması (Özdemir 2007)	25
Şekil 4.8 Yapay Sinir Ağlarında Kullanılan Örnek Ağ Yapısı (Yılmaz Belirsiz Tarih).27	
Şekil 4.9 Sinir Ağı Eğitimi (Yılmaz Belirsiz Tarih).	28
Şekil 5.1 TBA sınıflandırma doğrultusu	33
Şekil 5.2 Sınıflar arası dağılım tablosu	34
Şekil 5.3 NxN görüntü örneği ve dönüştürülmüş durumu	34
Şekil 5.4 Ortalama görüntünün hesaplanması	35
Şekil 5.5 Ortalama merkezli görüntüler matrisi	36
Şekil 5.6 Elde edilen en büyük özdeğerlere sahip özyüzler	38
Şekil 5.7 Bilinmeyen yüz görüntüsü ve dönüştürülmüş kolon vektörü	39
Şekil 5.8 Bilinmeyen yüz görüntüsünden ortalama yüzün çıkarılması	40
Şekil 5.9 Özyüz algoritması ile sınıflandırma işlevsel blok şeması	41
Şekil 5.10 DAA için sınıfları ayıran yön.....	42
Şekil 5.11 Fisher yüz algoritması ile sınıflandırma işlevsel blok şeması.....	46
Şekil 5.12 PCA ve LDA yöntemlerinin birlikte uygulanması.....	47
Şekil 6.1 Bir kişiye ait 11 farklı poz.....	53
Şekil 6.2 AKD’de DC katsayı ve AC katsayıları	55
Şekil 6.3 8x8 blok için AKD katsayılarının zigzag olarak sıralanması (Ely 1995).	56
Şekil 6.4 Üç seviyeli AKD katsayılarının altbant yapısı oluşturacak şekilde düzenlenmesi.....	57
Şekil 6.5 Üç seviyeli 8x8 blokluk AKD katsayılarının altbant yapısı oluşturacak şekilde düzenlenmiş halleri.....	57

Şekil 6.6 Özyüz sayısına göre yüz tanıma oranı grafiği.....	60
Şekil 6.7 Herbir gürültü varyansına ait örnek görüntüler.....	61
Şekil 6.8 Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma başarımları grafiği.....	62
Şekil 6.9 Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma süreleri grafiği	63
Şekil 6.10 Herbir Gauss gürültü varyansına ait örnek görüntüler.....	65
Şekil 6.11 AKD – temel düşük frekans bileşenleri ile Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği	65
Şekil 6.12 AKD – yatay orta frekans bileşenleri ile Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği	66
Şekil 6.13 AKD – düşey orta frekans bileşenleri ile Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği	67
Şekil 6.14 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile Gauss gürültülü görüntülerde özyüz tanıma başarımları grafiği.....	68
Şekil 6.15 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile Gauss gürültülü görüntülerde Fisher yüz tanıma başarımları grafiği.....	69
Şekil 6.16 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile Gauss gürültülü yüz uzayındaki farklı pozlarda özyüz tanıma başarımları grafiği	70
Şekil 6.17 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile Gauss gürültülü yüz uzayındaki farklı pozlarda Fisher yüz tanıma başarımları grafiği	71
Şekil 6.18 Herbir gürültü yoğunluğuna ait örnek görüntüler	73
Şekil 6.19 Tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma başarımları grafiği	74
Şekil 6.20 Tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma süresi grafiği.....	75
Şekil 6.21 Herbir gürültü yoğunluğuna ait örnek görüntüler	76
Şekil 6.22 AKD – temel düşük frekans bileşenleri ile tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği.....	77
Şekil 6.23 AKD – yatay orta frekans bileşenleri ile tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği.....	78

Şekil 6.24 AKD – düşey orta frekans bileşenleri ile tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği.....	79
Şekil 6.25 AKD bileşenleri ile tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz tanıma başarımları grafiği	80
Şekil 6.26 AKD bileşenleri ile tuz&biber gürültülü görüntülerde Fisher yüz tanıma başarımları grafiği	81
Şekil 6.27 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile tuz&biber gürültülü yüz uzayındaki farklı pozlarda özyüz tanıma başarımları grafiği.....	82
Şekil 6.28 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile tuz&biber gürültülü yüz uzayındaki farklı pozlarda Fisher yüz tanıma başarımları grafiği.....	82
Şekil 6.29 Her bir gürültü varyansına ait örnek görüntüler.....	84
Şekil 6.30 Benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma başarımları grafiği	85
Şekil 6.31 Benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma süresi grafiği.....	86
Şekil 6.32 Her bir benek gürültü varyansına ait örnek görüntüler	87
Şekil 6.33 AKD – temel düşük frekans bileşenleri ile benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği	88
Şekil 6.34 AKD – yatay orta frekans bileşenleri ile benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği	89
Şekil 6.35 AKD – düşey orta frekans bileşenleri ile benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği	90
Şekil 6.36 AKD bileşenleri ile benek gürültülü görüntülerde özyüz tanıma başarımları grafiği	91
Şekil 6.37 AKD bileşenleri ile benek gürültülü görüntülerde Fisher yüz tanıma başarımları grafiği	92
Şekil 6.38 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile benek gürültülü yüz uzayındaki farklı pozlarda özyüz tanıma başarımları grafiği	93
Şekil 6.39 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile benek gürültülü yüz uzayındaki farklı pozlarda Fisher yüz tanıma başarımları grafiği	94
Şekil 6.40 Yüz uzayındaki her bir insana ait ilk pozun sol yarısı	95
Şekil 6.41 Yüz uzayındaki yüzlerin sol yarısından bir yüz yapılmış hali	102

Şekil 6.42 Yüz uzayındaki her bir insana ait ilk pozun sağ yarısı.....	103
Şekil 6.43 Yüz uzayındaki yüzlerin sağ yarısından bir yüz yapılmış hali.....	109
Şekil 6.44 Paralel gürültü eklenmiş görüntüler	110
Şekil 6.45 Aynalanmış görüntüler.....	111
Şekil 6.46 Yüz uzayındaki yüzlerin karalanması	112
Şekil 6.47 Yüz uzayındaki yüzlerin yoğun karalanması	113

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 1.1 Biyometrik teknolojilerin karşılaştırılması	2
Çizelge 4.1 Görünüm tabanlı ve özellik tabanlı yüz tanıma yöntemlerinin karşılaştırılması.....	29
Çizelge 5.2 Özyüz Yöntemleri ile Özellik Tabanlı Yöntemlerin Karşılaştırılması	50
Çizelge 6.1 Yale yüz veritabanı özellikleri	53
Çizelge 6.2 Yüz uzayındaki yüzlerin sol yarısında özyüz algoritmasının tanıma sonuçları	95
Çizelge 6.3 Yüz uzayındaki yüzlerin sol yarısında Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	96
Çizelge 6.4 Yüzlerin sol yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları	96
Çizelge 6.5 Yüzlerin sol yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları.....	97
Çizelge 6.6 Yüzlerin sol yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları	97
Çizelge 6.7 Yüzlerin sol yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	97
Çizelge 6.8 Yüzlerin sol yarısının AKD dikey orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları	97
Çizelge 6.9 Yüzlerin sol yarısının AKD dikey orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	97
Çizelge 6.10 Yüz uzayında yer almayan 75 farklı pozun sol yarısında özyüz algoritmasının tanıma sonuçları	98
Çizelge 6.11 Yüz uzayında yer almayan 75 farklı pozun sol yarısında Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	99
Çizelge 6.12 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları.....	99
Çizelge 6.13 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	99

Çizelge 6.14 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları.....	100
Çizelge 6.15 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	100
Çizelge 6.16 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları.....	100
Çizelge 6.17 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	100
Çizelge 6.18 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD köşegensel yüksek frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları	100
Çizelge 6.19 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD köşegensel yüksek frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	101
Çizelge 6.20 Yüz uzayındaki yüzlerin sağ yarısında özyüz algoritmasının tanıma sonuçları	103
Çizelge 6.21 Yüz uzayındaki yüzlerin sağ yarısında Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	104
Çizelge 6.22 Yüzlerin sağ yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları	104
Çizelge 6.23 Yüzlerin sağ yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	104
Çizelge 6.24 Yüzlerin sağ yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları	105
Çizelge 6.25 Yüzlerin sağ yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	105
Çizelge 6.26 Yüzlerin sağ yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları	105
Çizelge 6.27 Yüzlerin sağ yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	105
Çizelge 6.28 Yüz uzayında yer almayan 75 farklı pozun sağ yarısında özyüz algoritmasının tanıma sonuçları	106
Çizelge 6.29 Yüz uzayında yer almayan 75 farklı pozun sağ yarısında Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	106

Çizelge 6.30 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları.....	107
Çizelge 6.31 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları.....	107
Çizelge 6.32 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları.....	107
Çizelge 6.33 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	107
Çizelge 6.34 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları.....	108
Çizelge 6.35 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları	108
Çizelge 6.36 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD köşegensel yüksek frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları	108
Çizelge 6.37 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD köşegensel yüksek frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları.....	108

1. GİRİŞ

Biyometrik tanımlama yöntemleri günümüzde önemi hızla artan bir uygulama ve araştırma konusu haline gelmiştir. Tanımlamada kullanılan biyometrikler; parmak izi, el geometrisi, iris, retina, ses, imza, yüz olarak sıralanabilir (Jain vd. 1999).

Biyometrik kimlik belirleme sistemleri, temelde, kişinin sadece kendisinin sahip olduğu, kimliğini kanıtlamaya yarayan, değiştiremediği ve diğerlerinden ayırıcı olan, fiziksel veya davranışsal bir özelliğinin tanınması prensipleri ile çalışırlar. Ancak bu sistemlerin güvenilir olmalarının yanı sıra pratik olmaları da gerektiğinden dolayı, kişilerin hangi yöntemler ile tanındıkları da önemli bir etkindir.

Biyometrik sistemler güvenlik uygulamalarında iki farklı senaryoda kullanılmaktadır. Birinci senaryoda sistemin verilen kişiyi doğrulaması beklenmektedir. Yani kişi sisteme kimliğini söyler ve biyometrik sistem söylenen kimlik ile biyometrik özelliklerin uyup uymadığını kontrol eder. Kapıların açılmasında kullanılan ses sistemleri ya da cep telefonunun tuş kilidinin açılması için parmak izi kontrolü yapabilecek olan sistemler buna örnek olarak verilebilir. İkinci senaryo ise şöyledir: Sistem kişiyi kimlik belirtme olmaksızın tanımaya çalışır. Tanınması istenen kişinin biyometrik özelliklerini çıkarır ve sistem veritabanına daha önceden eklenmiş olan kişilerinki ile kıyaslar. Eğer aradaki fark belirli bir eşik değerinin altında ise tanıma gerçekleşmiş olur. Havaalanı girişine konulan kamera ile suçlu tespiti ve aynı kişinin tekrar ehliyet almasını engellemek için daha önceden verilmiş ehliyetlerdeki resimlerin kontrolü gibi uygulamalar bu tip bir mantık ile çalışmakta olan sistemlere örnektir (Jain vd. 1999).

Çizelge 1.1 Biyometrik teknolojilerin karşılaştırılması

Biyometrik Teknoloji	Doğruluk	Güvenlik	Sosyal Kabul Edilirlik
Yüz	Yüksek	Yüksek	Çok Yüksek
Parmak izi Eşleme	Çok Yüksek	Yüksek	Az
El Geometrisi	Yüksek	Az	Az
Retina Tarama	Çok Yüksek	Çok Yüksek	Çok Az
Ses Tanıma	Az	Az	Çok Yüksek
İmza Karşılaştırma	Az	Az	Yüksek
İris Tanıma	Çok Yüksek	Çok Yüksek	Çok Az

Çizelge 1.1’de İngiltere Pasaport Servisi tarafından yürütülen ve Nisan 2004-Aralık 2004 dönemleri arasında yapılan ve 10.000 kişiyi kapsayan Biyometrik Kayıt Deneyi sonuçları görülmektedir. Çizelge 1.1’e göre, iris tanıma ve parmak izi tanıma %95’in üzerinde başarı oranı sağlarken, yüz tanıma %70 civarında başarı oranı sağlamıştır (UK Passport Service 2005).

Yüz tanımanın kullanılan diğer biyometriklere göre birçok avantajı bulunmaktadır. Örneğin, tanımlama için kişiden örnek almak diğerlerine göre çok daha kabul edilebilirdir. İris ya da retina taraması yapmak için kişinin göz tarayıcısına bakması, ya da parmak izi tanımda kişinin parmağını gerekli cihazın üzerinde tutması gibi zorunluluklar vardır. Oysa yüz tanıması için uygun açı ve mesafeden bir resim almak yeterlidir. Böylece kişiler rahatsız olmadan örnek biyometri görüntüsü toplanabilmektedir. Ayrıca yüz tanımda kullanılan veri, daha okunabilir ve anlaşılabilir.

Yüz tanıma problemine üç farklı yaklaşım öneren üç ana araştırma grubu vardır. En büyük grup (Kirby ve Sirovich 1990, Terzopoulos ve Waters 1990), bireysel yüzlerin

tanınmasında insanlar tarafından kullanılan yüz özellikleri ile ilgilenmişlerdir. İkinci grup (Kaufman ve Breeding 1976, Harmon ve Hunt 1977, Manjunath vd. 1992), profil silüetlerden alınan öznitelik vektörlerine dayalı insan yüzü tanınması gerçekleştirir. Üçüncü grup ise (Kaufman ve Breeding 1976, Nakamura vd. 1991) yüzün ön görünümünden alınan öznitelik vektörleri kullanır. Yüz tanıma problemine üç farklı yaklaşım olsa da, bu üç farklı yaklaşımın çıktığı iki temel yöntem vardır.

Birinci yöntem bilgi teorisi kavramına, başka bir deyişle, ana bileşen analiz yöntemlerine dayalıdır. Bu yaklaşımda, bir yüzü en iyi tanımlayan en yakın bilgi tüm yüz görüntüsünden elde edilir. Görüntü tanımadaki Karhunen-Loeve büyümesine dayalı olarak, M Kirby ve L. Sirovich, herhangi bir yüzün “özyüzler” adını verdikleri en iyi koordinat sistemi açısından ekonomik olarak gösterilebileceğini göstermiştir (Kirby ve Sirovich 1990). Bunlar yüz takımlarının ortalama kovaryansının öz fonksiyonlarıdır. Daha sonra M. Turk ve A. Pentland, özyüzler yaklaşımına dayalı bir yüz tanıma yöntemi önerdiler (Turk ve Pentland 1991).

İkinci yöntem bir yüzün gözler, burun, ağız, ve çene gibi temel kısımlarından öz nitelik vektörleri çıkarmaya dayalıdır. Bu yöntemde biçim değiştirebilen şablonlar ve geniş matematik yardımıyla bir yüzün temel kısımlarından önemli bilgiler toplanır ve sonra bir öz nitelik vektörüne dönüştürülür. Yullie ve Cohen (1989), biçim değiştirebilen şablonların yüz görüntülerine ait şekillerin çıkarılmasında büyük bir rol oynamıştır.

Bu tez kapsamında özyüz ve Fisher yüz algoritmaları kullanılarak yüz tanıma problemi çözülmeye çalışılmıştır. Çalışmada özyüz (eigenface) ve Fisher yüz (Fisherface) modeli kullanılırdı. Özyüz modelinde yüz tanıma için temel bileşenler analizi (principal components analysis, PCA) kullanıldı. TBA yönteminde eğitim kümesindeki görüntülerin varyansının en yüksek olduğu boyutlar seçildi ve görüntülerin bu boyutlara izdüşümü alınarak özyüzler elde edildi. İzdüşüm alma, yüzün bu özyüzlerin ağırlıklı toplamı olarak ifade edilmesi anlamına gelir. Özyüz algoritması resim üzerindeki yüz bölgesine aday olabilecek alanların aranması amacıyla kullanıldı. Fisher yüz yöntemi özyüz yöntemine benzemektedir. Fakat resimleri düşük boyutlu özellik alanına

yansıtmak için temel bileşenler analiziyle birlikte Fisher lineer ayrımı kullanıldı. Bu iki algoritma ile görüntü içerisinde yer alan insan yüzü tanınmaya çalışıldı.

2. YÜZ BULMA

Yüz bulma, verilen herhangi bir görüntü içerisinde yüz bulunup bulunmadığına karar vermek, eğer varsa yüzün pozisyonunu ve kapladığı bölgeyi belirlemek olarak tanımlanmaktadır (Samal ve Iyengar 1995).

Yüz bulma ve bulunan yüzün konumlandırılması işlemi yüz tanımlama sistemlerinde kullanılan en önemli ön işleyici modüldür. Yüz bulma ayrıca yüz takibi (face tracking), poz kestirimi (pose estimation) ve ifade tanıma (expression recognition) için ilk basamaktır (<http://vision.ai.uiuc.edu/mhyang/face-detection-survey.html>, 2008). Yani bu uygulamaların gerçekleştirilmesinde kullanılan yöntemlerin çoğunda görüntülerdeki yüzlerin tespit edilmiş ve yerlerinin belirlenmiş olduğu varsayılmaktadır. Bu nedenle bu uygulamaların otomatik olarak yapılabilmesi için ilk adım yüz nesnesinin bulunmasıdır.

2.1 Yüz Bulmayı Zorlaştıran Nedenler

Otomatik yüz bulmayı zorlaştıran birçok neden bulunmaktadır:

- Kafa yönelimi: Görüntülerdeki yüzler ön cepheden, yandan ya da çeşitli ara açılardan görünebilmektedir. Kameranin yüzü gördüğü açıya göre burun ya da gözler gibi bazı yapısal özelliklerin görünümü değişmektedir. Bu özellikler bazı açılar için kısmen görünebilmekte, bazıları için ise hiç görünememektedir.
- Bazı yapısal özelliklerin ve aksesuarların bulunup bulunmaması: Görüntülerde bulunabilecek sakal, bıyık veya gözlükler çok çeşitli şekillerde, boyutlarda ve renklerde olabilmektedir.
- Yüz ifadesi: Yüz ifadesine göre yüz nesnesinin görünümü değişkenlik gösterebilmektedir.
- Yüzün başka bir şey tarafından kısmen kapatılmış olması: Özellikle toplu fotoğraflarda bazı yüzler diğerleri tarafından kısmen kapatılmaktadır.
- Işıklandırma ve görüntüleme koşulları: Görüntüdeki aydınlatma miktarı, ışığın geliş açısı ve şiddeti ile kamera karakteristikleri görünümü etkilemektedir.

2.2 Genel Olarak Literatürdeki Yüz Bulma Algoritmaları

Literatürde yer alan yüz bulma yöntemleri; bilgi tabanlı yöntemler, değişmeyen özellik yaklaşımları, şablon eşleştirme yöntemleri ve görünüm tabanlı yöntemlerdir (Craw vd. 1992, Sirohey 1993, Yang ve Huang 1994, Viola ve Jones 2001).

Bilgi tabanlı yöntemler, değişmeyen özellik yaklaşımları, şablon eşleştirme yöntemleri ve görünüm tabanlı yöntemler olmak üzere dört ana başlık halinde toplanabilir. Bilgi tabanlı yöntemler ve değişmeyen özellik yaklaşımları çoğunlukla yüz lokalizasyonu problemi ile uğraşmaktadır. Yüz lokalizasyonu, içerisinde tek bir yüz nesnesi bulunduğu bilinen bir resimde yüzün pozisyonunun belirlenmesidir ve bu problem yüz bulmanın daha basitleştirilmiş hali olarak düşünülebilir. Şablon eşleştirme yöntemi ve görünüm tabanlı yöntemler ise hem yüz bulma hem de lokalizasyonu problemleri ile uğraşmaktadır (Samal ve Iyengar 1995).

2.2.1 Bilgi tabanlı yöntemler

Bu yöntem tipik bir insan yüzünü oluşturan yapısal parçaların belli kurallar yardımıyla çözümlenmesi ile çalışmaktadır (Yang ve Huang 1994). Belirlenen kurallar yüzü oluşturan parçaların birbirleriyle olan ilişkilerini tanımlamaktadır. Örneğin, bir insan yüzünde genellikle birbirlerine göre simetrik duran iki göz, bir ağız ve bir burun bulunmaktadır. Bu yapısal parçalar arasındaki ilişkiler birbirlerine göre uzaklıkları ve pozisyonları kullanılarak tanımlanabilir. Yüz nesnesinin tespitinde öncelikle verilen resimde bu yapısal parçalar aranmakta daha sonra kurallara uyan aday bölgeler belirlenmektedir. Hatalı tespit yapılmasını engelleyebilmek için genellikle belirlenen aday bölgeler tekrar incelenip bunlar üzerinde doğrulama işlemi yapılmaktadır.

Bu yöntemin kullanımında beliren en önemli problem kuralların uygun şekilde tanımlanmasının zorluğudur. Kurallar fazla detaylı ve katı olursa bazı yüzler tüm kuralları geçememekte ve tespit edilememektedir. Buna karşın kuralların çok genel tanımlanması durumunda birçok hatalı tespit yapılabilmektedir. Ayrıca diğer bir problem de resimdeki yüzlerin değişik kafa yönelimlerine sahip olabilmesidir. Değişik kafa yönelimlerinde yapısal parçalar arasındaki ilişkiler değişmekte ve olası her durumu

tanımlayabilmek mümkün olamamaktadır. Bu nedenle bu yöntem genelde ön cepheden çekilmiş ve karmaşık bir arka plana sahip olmayan resimler için daha başarılı sonuçlar vermektedir.

Belirtilen problemlerin bir kısmını aşmak için Yang ve Huang hiyerarşik bir model geliştirmiştir (Yang ve Huang 1994). Test edilecek resmin birbirinden farklı düşük çözünürlüklü kopyaları elde edilmekte ve bunların her birine farklı kurallar uygulanmaktadır. En düşük çözünürlüklü resimlere daha genel kurallar uygulanmakta ve bu kurallardan geçen aday bölgelerin daha yüksek çözünürlüklü versiyonlarına daha detaylı kurallar uygulanmaktadır. Kullanılan hiyerarşik yaklaşım sayesinde gerekli hesaplama miktarından tasarruf sağlanmaktadır. Yöntem çok başarılı tespit oranları vermese de hiyerarşik yaklaşımın daha sonraki yüz tespiti çalışmalarında da yer bulması açısından önemlidir.

2.2.2 Değişmeyen özellik yaklaşımları

Kafa yönelimi ya da ışıklandırma gibi koşullar değişse bile bazı yapısal özellikler ile yüzün tespiti sağlanabilmektedir. Kaşlar, gözler, burun, ağız, saç hattı gibi yapısal özelliklerin yerleri genellikle kenar seziciler yardımı ile belirlenmektedir. Bu yapısal parçalar arasındaki ilişkileri tanımlayan bir istatistiksel model hazırlanmakta ve hazırlanan model kullanılarak yüz tespiti yapılmaktadır. Ayrıca deri rengi, yüz şekli veya yüz ve saç dokusu gibi özellikler de yüz tespiti için kullanılabilir (Leung vd. 1995). Bu global özellikler resim içerisinde aday bölgeler belirlemek için kullanılmakta daha sonra kaş, göz, ağız gibi yerel, detaylı özellikler ile bu bölgelerin kontrolü yapılmaktadır.

Bu yöntemdeki en önemli problem algoritmaların başarısının aydınlatma, gürültü ve tespit edilecek yüzün bir kısmının başka bir şey tarafından kapatılması gibi durumlardan aşırı etkilenmesidir (Sirohey 1993). Bu durumlarda oluşan gölgeler, gerçekte olmayan ayrıtların belirmesine neden olabilmekte veya ayrıtların sınırları belirsizleşebilmekte ve dolayısıyla yöntem kullanışsız hale gelebilmektedir.

Sirohey karmaşık bir arka plandan yüzü ayırıştıran bir lokalizasyon yöntemi geliştirmiştir. Canny kenar sezicisi ile elde edilen ayrıtlar gruplanarak sadece yüze ait olanlar belirlenmektedir (Sirohey 1993). Baş ile arka plan arasındaki sınıra uygun bir elips oturtulmaktadır.

Leung yerel öznitelik sezicileri kullanarak karmaşık bir arka planda yüz lokalizasyonu yapan istatistiksel bir yöntem geliştirmiştir (Leung vd. 1995). Tipik bir yüzü tanımlamak için iki göz, iki burun deliği ve burun-dudak birleşim bölgesi olmak üzere beş adet öznitelik kullanılmaktadır. Bir grup resim setinden herhangi iki öznitelik çiftinin birbirlerine göre uzaklığı hesaplanarak bir Gauss dağılımı ile modellenmektedir. Görüntü setinin çok yönlü ve çok boyutlu türevsel Gauss süzgeçlerine gösterdikleri ortalama tepkilerden bir yüz şablonu oluşturulmaktadır. Test resmi üzerinde bu süzgeçlere yüksek tepki gösteren noktalar aday öznitelik noktalarını vermektedir. En yüksek tepkiyi veren iki aday öznitelik noktasında hazırlanmış olan istatistiksel model ile diğer noktalar kestirilmektedir.

2.2.3 Şablon eşlemeli yöntem

Bu yöntemde genelde ön cepheden standart bir yüz modeli elle ya da bir fonksiyon kullanarak tanımlanmaktadır (Sakai vd. 1969). Verilen test resmi ile model arasındaki ilinti yüz hattı, gözler, ağız ve burun için ayrı ayrı hesaplanmaktadır. İlintinin yüksek olması durumunda yüz bulunmuş olmaktadır. Gerçekleştirmenin basit olması avantaj sağlamakla birlikte boyut, kafa yönelimi ve şekil değişimlerinden fazla etkilenmesi yöntemin önemli bir dezavantajıdır. Dezavantajları çözümlmek amacıyla çok çözünürlüklü şablonlar, çok ölçekli şablonlar, alt şablonlar ve deforme edilebilen şablonlar tanımlanmıştır. Buna rağmen yöntem yüz seziminde çok iyi sonuçlar verememektedir.

Sakai ön cepheden görülen yüzlerin bulunması için bir yöntem geliştirmiştir (Sakai vd. 1969). Gözler, ağız, burun ve yüz konturunun çizgi parçaları ile tanımladığı alt şablonlar hazırlamıştır. İki aşamalı yönteminde, aday bölgeler işlenmiş resimle kontur şablonunun ilintisine göre belirlenmekte daha sonra diğer alt şablonların eşleştirilmesiyle detaylı bir analiz yapılarak yüz sezimi tamamlanmaktadır.

Craw lokalizasyon problemini çözümlmek için şekilsel şablon kullanarak ön cepheden yüz modeli geliştirmiştir (Craw vd. 1992). Yöntem test resimlerinden Sobel süzgeçleri ile ayrıtlar çıkarmakta ve yüz konturunu oturtuktan sonra gözler, kaslar gibi diğer özniteliklerin lokalizasyonunu sağlayabilmek için arka arkaya uygulanmaktadır.

Samal ana bileşenler analizi yöntemiyle bir dizi yüz silueti elde etmektedir (Samal ve Iyengar 1995). Elde edilen siluetler genelleştirilmiş Hough dönüşümü ile birlikte kullanılarak yüz lokalizasyonu yapmak için test resimlerine uygulanmaktadır.

Yuille ise geliştirdikleri yöntemde deforme edilebilen şablonlar kullanmaktadır (Yuille ve Hallinan 1992).

2.2.4 Görünüm tabanlı yöntemler

Bu yöntemde şablon eşleştirme yönteminden farklı olarak şablon elle hazırlanmamakta, bir grup örnek setinden elde edilmektedir (Sung ve Poggio 1994). Nesne içeren ve nesne içermeyen görüntüler ile ilgili karakteristikler istatistiksel dağılımlar ya da ayırtaç fonksiyonları ile ifade edilmektedir. Hesaplama miktarından tasarruf sağlamak ve tespit oranlarını iyileştirmek için genelde boyut azatılımı uygulanmaktadır. Görünüm tabanlı yöntemler kendi içlerinde özyüzler, dağılım tabanlı yöntemler, sinir ağları, Destek Vektörü Yöntemi (SVMs, Support Vector Machines), Bayes sınıflandırıcı ve Saklı Markov Modeli (HMM, Hidden Markov Model) olarak gruplara ayrılabilir.

Sung ve Poggio yüz sezimi için dağılım tabanlı bir sistem geliştirmiştir. Geliştirilen sistem, dağılım tabanlı modelleme ve çok katmanlı perseptron sınıflandırıcı (MLP, Multilayer Perceptron Classifier) olmak üzere iki asamadan oluşmaktadır. Dağılımlar yüz içeren ve içermeyen resimlerden oluşan bir görüntü setinden elde edilmektedir. Yüz içermeyen resimlerin toplanması için bootstrap yöntemi kullanılmıştır. Yüz içermeyen küçük bir resim grubu ile eğitilen MLP sınıflandırıcı rastgele bir grup resimde test edilmektedir. Bu resimlerde hatalı olarak sınıflandırılmış yüz içermeyen görüntüler eğitim setine eklenmekte böylece daha başarılı bir sınıflandırıcı tasarımı mümkün

olmaktadır. Bootstrap adı verilen bu yöntem daha sonraki çalışmalarda da kullanılmıştır (Sung ve Poggio 1994).

Sinir ağı yüz bulma uygulamalarında yaygın olarak kullanılmaktadır. Yapay sinir ağıları genel olarak matematiksel modeli oluşturulamayan veya modellemenin zor olduğu uygulamalarda başarılı sonuçlar veren, karmaşık doğrusal olmayan giriş çıkış ilişkilerini kendine gösterilen örneklerden yararlanarak kuran, insan beyninden esinlenerek tasarlanmış yapılardır. Yapay sinir ağıları özellikle süre sınırlamasının olmadığı birçok uygulamada kullanılmış ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Kompleks koşullu olasılık dağılımlarına uygun olarak sistem eğitimi yapılmasına imkan vermesi yöntemin önemli bir avantajıdır. Ancak tatmin edici sonuçlar elde edilebilmesi için katman sayısı, kullanılan düğüm sayısı ve öğrenme oranı parametrelerinin uygun şekilde ayarlanmış olması gerekmektedir. Yapılmış çalışmalardan en dikkat çekici olanları Rowley tarafından gerçekleştirilmiştir (Rowley ve Baluja 1998).

Bayes sınıflandırıcı kullanılarak yapılmış önemli çalışmalardan biri Schneiderman tarafından gerçekleştirilmiştir (Schneiderman ve Kanade 2000). Görsel özellikler ile ilgili istatistikler histogramların çarpımı ile gösterilmektedir. Her bir histogram bir grup dalgacık katsayısı ile bunların nesne üzerindeki birleşik istatistiksel dağılımlarını vermektedir. Farklı yönelimlere sahip nesnelerin sezilebilmesi için her bir yönetime özel olarak birer sınıflandırıcı tasarlanmaktadır. Bu sınıflandırıcılardan gelen sonuçlar Adaboost algoritması kullanılarak birleştirilmekte ve düşük yanlış tespit oranına sahip bir sınıflandırıcı elde edilmektedir. Böylece ön cepheden, yandan ya da farklı açılardan görülen yüzlerin sezimi yüksek doğru tespit oranı ile yapılabilmektedir. Yazılım aynı zamanda araba sezimi için de uygulanmıştır.

Görünüm tabanlı bir diğer önemli çalışma da Viola ve Jones tarafından gerçekleştirilmiştir (Viola ve Jones 2001). Birçok nesne sezimi yönteminde sezici, görüntünün her noktasında ve olası tüm ölçeklerde uygulandığından çok fazla hesaplama ihtiyacı duyulmaktadır. Taranan sahnedeki konumların çoğu yüz görüntüsü içermediğinden her yerde yüz bulma olasılığı çok düşüktür. Dolayısıyla yüz içermeyen görüntü bloklarının çoğu, basit sınıflandırıcılar kullanılarak elenebilir. Bu çalışmada

böyle bir eleme stratejisi ile art arda eleyicilerden oluşan çok katlı sınıflandırıcı geliştirilmiştir. Haar dalgacık özniteliklerine dayalı bu basit sınıflandırıcılar birleşerek düşük yanlış ret oranlı ve yüksek doğru tespit oranlı sonuçlar üretmektedir. Kullanılacak olan öznitelikler Adaboost algoritması ile seçilmekte ve gereken toplam öznitelik sayısı hedeflenen yanlış kabul oranına bağlı olarak değişmektedir.

3. YÜZ TANIMA

Yüz tanıma, özel olarak yüz üzerinde yapılan bir görüntü tanıma görevidir. Yüzler çok boyutlu, karmaşık ve anlamlı görsel objeler olduğu için yüz tanıma kullanılabilecek sistemin bilgisayar ortamında modellenmesi oldukça zordur. Oysa insan beyni, genelde bir an gördüğü bir yüzü yıllar sonra bile yaşlanma, saç uzaması, sakal bırakma gibi değişimlere rağmen birkaç saniye içerisinde hatırlayabilmektedir. Bu durum da gösteriyor ki insan beyninde bilgi en kısa ve en düzgün şekilde kodlanmaktadır.

Yüz tanımanın sayısal modelleri, pek çok zor modelleri ele almak zorundadır. Bu zorluk yüzlerin, özel bir yüzü, diğer tüm yüzlerden ayırt etmek için mevcut yüz bilgisini en iyi kullanacak şekilde temsil edilmesi zorunluluğundan kaynaklanır. Tüm yüzler, gözler, burun, ağız gibi aşağı yukarı aynı tarzda düzenlenmiş, aynı öz niteliklere sahip olmaları noktasında bir birlerine benzedikleri için zor bir problem oluşturur.

Yüz tanıma çalışmalarında iki temel yöntem izlenilmektedir. Birinci yöntemde yüzdeki ağız, burun, göz gibi organların geometrik özelliklerinden elde edilen bilgiler ile bir özellik vektörü oluşturulur. Tanıma işlemi de tanınması istenen yüz resminden elde edilen özellik vektörünün bilinen yüz resimlerinden elde edilen vektörler ile karşılaştırılması ilkesine dayanmaktadır. Geometrik özelliklerin elde edilmesinde esnek göz ve ağız şablonları ile aktif hat yöntemleri kullanılmaktadır. Şablonlar yüz üzerinde gezdirilerek, bazı enerji fonksiyonları minimize edilmeye çalışılır. Enerji fonksiyonu minimum değerini aldığı anda göz ya da ağız saptanmış demektir. Çok uzun zamandır kullanılıyor olmalarına rağmen verdikleri sonuçlar oldukça kısıtlıdır (Gross vd. 2001).

Özellik vektörlerinin elde edilmesinde göz önünde bulundurulacak ilişkiler şunlardır:

- Birinci Derece Özellikler: Yüz üzerindeki organların birbirinden bağımsız özelliklerinden oluşur. Göz çukurlarının çevre uzunluğu, dudakların uzunlukları bu tür özelliklerdendir.
- İkinci Derece Özellikler: Gözlerin ve ağzın burundan uzaklıkları gibi organların birbiri ile arasındaki ilişkilerdir.

- Üçüncü Derece Özellikler: Yaşlanma etkileri gibi genel olarak yüzün bütününe ilgilendiren özelliklerdir. Elde edilmeleri çok zordur. Bu yüzden de tanıma işleminde kullanılmamaktadır.

Yüz tanımada kullanılan ikinci temel yöntem ise “temel bileşen analizi” denilen yüzdeki organları tek tek incelemek yerine yüzün tamamından bir kodlama çıkarmayı amaçlayan istatistiksel tabanlı yöntemdir (Turk ve Pentland 1991).

Tez kapsamında önerilen ikinci yöntem, yani temel bileşenler analizi ve bu analiz üzerine inşa edilen doğrusal ayraç analizi üzerinde durulacaktır.

3.1 İnsanlarda Yüz Tanımanın Gerçekleşmesi

Bilgisayarda insan yüzü tanıma işlemi gerçekte çok karmaşık işlemler dizisini gerektirir. Eğer tanıma işleminin, insanlara yardımcı olması amacıyla düşünülen bilgisayarlar aracılığıyla yapılması isteniyorsa, bilgisayarın bu fonksiyonu insaninkine benzer bir biçimde yerine getirmesi gerekir. Bu da ancak, insanın bilinçaltında gerçekleşen işlemler dizisinin bir bilgisayarda modellenmesi ile olur.

Bilgisayar ortamında tanıma için resimlerin doğru bir şekilde kullanılması, resim içerisindeki yüzün bulunarak yüze ait özelliklerin tanıma işlemi için kullanılması gerekmektedir. Resimler elde edilirken bir görüntünün sayısal iki boyutlu biçimi elde edilir.

Bir insanı diğer bir insandan ayıran en temel özelliklerden birisi kişinin yüzüdür. Yetişkinler, hatta çocuklar için bile önceden gördüğümüz bir yüzü hatırlaması çok kolay olduğundan tanıma işlemi genellikle yüze ait özelliklere dayanılarak yapılır (Terzopoulos ve Waters 1990).

3.2 Bilgisayarda Gerçekleşen Yüz Tanıma Sisteminin Elemanları

Bilgisayarda gerçekleşen bir yüz tanıma sistemde iki tane ana bileşene ihtiyaç vardır. Bunlardan birincisi yüz resimlerinden oluşan bir veri tabanı, diğeri ise bu resimleri tanımada kullanılan algoritmadır.

Bir insan yüzü veri tabanı, tanınacak insanları temsil eden yüz resimlerinden oluşur. Her bir kişi; veri tabanında bir ya da birden fazla resimle temsil edilebilir. Veritabanında birden fazla resim, farklı yüz ifadeleri, pozlar ve ışıklandırma efektlerinden oluşur. Bir fabrikada çalışan bütün işçiler ya da bir bilgisayarda hesabı bulunan bütün kullanıcılar veri tabanına örnek gösterilebilir.

Tanımlama algoritması girişte verilen resmi işleme alıp, resmin veri tabanında bulunan bir kişiye ait olup olmadığına karar veren yöntemdir. Eğer kişi veri tabanında bulunmuyorsa, resim, sistemde tanınmadığı için geri çevrilir. Bu tanıma sisteminin girişteki resmi tanımayı reddetmesi olarak adlandırılır.

Algoritmanın gelişmesi için, veri tabanının yanında, test grubu diye adlandırılan diğer yüz resimleri de sistemin performansını ölçmek için kullanılır. Bu resimler genellikle veri tabanındaki resimlerden farklıdır. Test grubundaki resimlere, sistemin geri çevirip çevirmeyeceğini sınamak için veri tabanında bulunmayan kişilerin resimleri de dahil edilebilir (Terzopoulos ve Waters 1990).

3.3 Yüz Tanımanın Zorlukları

Son 50 yıldan beri süregelen çalışmalara rağmen yüz tanıma da zorlukların yaşanması bu işlemin bilgisayarlar için o kadar da kolay olmadığını göstermektedir.

Yüz tanımanın zorluğu bütün görüntü işleme uygulamalarında var olan resmin kayması ve ölçeklendirilmesi gibi sorunlardan kaynaklanmaktadır. Tanıma işlemi gerçekleştirilirken yüz resimlerindeki yüz ifadesi; eğilme, değişik saç şekilleri, makyaj ve sakalın veya bıyığın var olması veya yok olması gibi sorunların üstesinden gelinmesi

gerekir. Bazı durumlarda aynı kiřinin iki resmi arasındaki fark, farklı kiřilerin resimleri arasındaki farktan daha fazla olduđu görölür. Yařlanma da bir diđer sorundur. Gerçek řu ki bir kiřinin iki hafta veya bir ay aralıklarla çekilmiş iki resmi arasında çok büyük farklar olabilir. Bununla birlikte durumu zorlařtıran bir diđer faktör de resimdeki gürültülerdir. Bu faktörler resim çekildiđi zaman resmin çekildiđi ortamın aydınlatma kořullarındaki deđişikliklerden de kaynaklanmaktadır. Bundan daha kötü bir durum ise yüze birden fazla ıřık kaynađının gelmesi, yüzün bir tarafının daha karanlık olmasıdır.

3.4 Yüz Tanımanın Uygulama Alanları

Fazla miktarda yüzü tanıyabilen düşük maliyetli bir sistemin birçok uygulaması olabilir. Örneđin ATM ve kredi kartı řirketleri, hatalı kullanım ve sahtekârlıđı önlemek için bu tür sistemler ile ilgilenmektedirler. Bunu başarmanın bir yolu da kredi kartına kiřinin resmini eklemektir. Yüz tanıma sistemi kredi kartı sahibinin resmini tanıyabilir ve yüksek seviyede güvenlik sunabilir.

Emniyet ve istihbarat kuruluşları gibi kanunları uygulayan kuruluşlar insanları tanımanın hızlı ve etkili yöntemlerinin geliştirilmesi ile ilgilenmektedirler. Bazı uygulamalar için yüz resmi, bireyi tanımak için uygun olan tek veri kaynađıdır. Bunun bir örneđi de video görüntüsünden alınan resimdir. Böyle bir görüntüde yüz resmi kısmi olarak görünmüyor bile olabilir.

Ses tanımlama ile birleřtirilen yüz tanımlama insan bilgisayar arasındaki ara yüzlerde kullanılabilir. Bu durumda ses verisi aynı zamanda, aramayı sınırlandırmak için de kullanılabilir ve böylelikle de yüz tanıma algoritması azaltılmış bir grup resme uygulanır. Bu tür melez yöntemler ses verisinin resim verisine göre daha tümleřik olarak yapıldıđından dolayı hem daha az zaman alma hem de daha güvenilir olma gibi avantajlara sahip olabilirler.

4 YÜZ TANIMA YÖNTEMLERİ

Yüz tanıma sürecinin ilk adımı yüz resimlerinden çeşitli özelliklerin çıkarılmasıdır. Bu alandaki çalışmaların ortak özelliği aynı insana ait yüz resimlerinin özellikleri arasında bir benzerlik olması beklenirken, farklı insanların yüz resimlerine ait özelliklerin ise birbirlerinden ayırt edilebilir olmasıdır. Bütün bunlar göz önünde bulundurulduğunda bilgisayar tabanlı yüz tanıma sistemleri temel olarak 2 gruba ayırmak mümkündür.

1. Özellik tabanlı yüz tanıma sistemleri: Geometrik özellik tabanlı (Brunelli ve Poggio 1992), şablon eşlemeli yöntem (Brunelli ve Poggio 1995), elastik demet grafi eşleme (Jimenez ve Casto 2004), yapısal eşleme (Gau ve Yeung 2002), gizli Markov modeli (Samaria 1994), dalgacık dönüşüm tabanlı (Garcia vd. 2000) gibi yöntemler vardır.

2. Görünüm tabanlı yüz tanıma sistemleri: Özyüz yaklaşımı ile yüz tanıma (Turk ve Pentland 1991), Fisher yüz yaklaşımı ile yüz tanıma (Belhumeur vd. 1997), yapay sinir ağı tabanlı yöntem (Yılmaz Belirsiz Tarih).

Bu çalışma kapsamında yukarıdaki yöntemlerden bahsedilecektir.

4.1 Özellik Tabanlı Yüz Tanıma Sistemleri

Beş önemli özellik tabanlı yöntem aşağıda listelenmiştir:

1. Geometrik Özellik Tabanlı
2. Şablon Eşleme
3. Yapısal Eşleme
4. Elastik Demet Grafi Eşleme
5. Gizli Markov Modeli

4.1.1 Geometrik özellik tabanlı

Geometrik tanıma, yüz üzerindeki belirleyici özelliğe sahip alanların boyutlarını birbirleri ile olan uzaklıkları ve geometrisi veya bunların oluşturduğu vektörlerin karşılaştırılması ile yapılan tanımlama yöntemidir. Bugüne kadar kullanılan ilk yüz tanımla yöntemidir. Goldstein (1964) tarafından kullanılan yöntemde yüz üzerindeki belirleyici özellikteki noktalar elle belirlenmiş ve geometrisi hesaplanmış ve böylece

tanımlama yapılmıştır. Sonrasında bu fikir Kanade (1973) geliştirilmiş ve bilgisayar tabanlı çalışan yüz tanıma sistemi yapılmıştır. Kaya ve Kobayashi (1972) yüzdeki belirli noktaların arasındaki öklit (euclidean) uzaklığını hesaplamış ve bu noktaların belirlenmesinde bazı önemli faktörler belirlemişlerdir (Brunelli ve Poggio 1992).

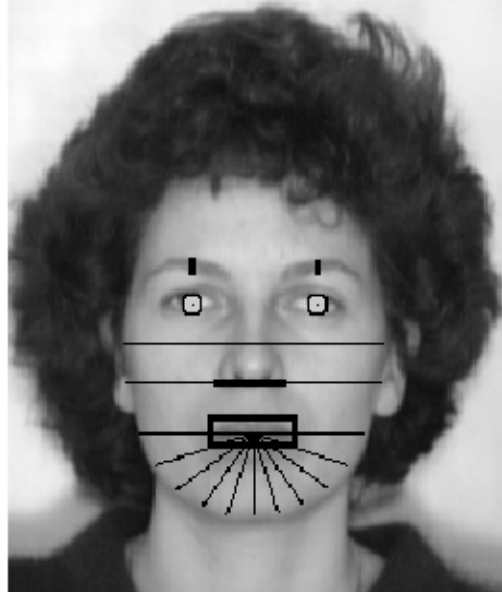
1. Tahmini kolay olmalı
2. Işığa duyarlılık mümkün olduğunca az olmalı
3. Yüzde değişiklik (mimik) olan noktalardan mümkün olduğunca bağımsız olmalı
4. Ayırt edici özelliğe sahip bilgi mümkün olduğunca fazla olmalı

Yüz üzerinde geometrik tanımayı gerçekleştirmek için seçilen noktaları örneklendirecek olursak; yüz üzerindeki tanımlayıcı özelliğe sahip olan göz, kaş, ağız, burun ve çene örnek olarak sayılabilir.

Şekil 4.1’de geometrik tanımda kullanılan belirleyici özelliğe sahip olan noktaları gösterebiliriz (Brunelli ve Poggio 1992).

Geometrik özellik tabanlı yüz tanıma sistemleri, kaş kalınlığı ve bunların dikey konumu veya burun pozisyonu ve kalınlığı gibi önceden tanımlanmış yüzün ayırtedici özelliklerini kullanır. Karşılık gelen değerler, özellik vektörü olarak saklanır. Yüzün ayırt edici özellikleri Brunelli ve Poggio 1992 yılında yaptıkları çalışmalarında şekil.4.1’ de görüldüğü üzere 22 geometrik noktayı yüz için belirleyici kabul etmişlerdir.

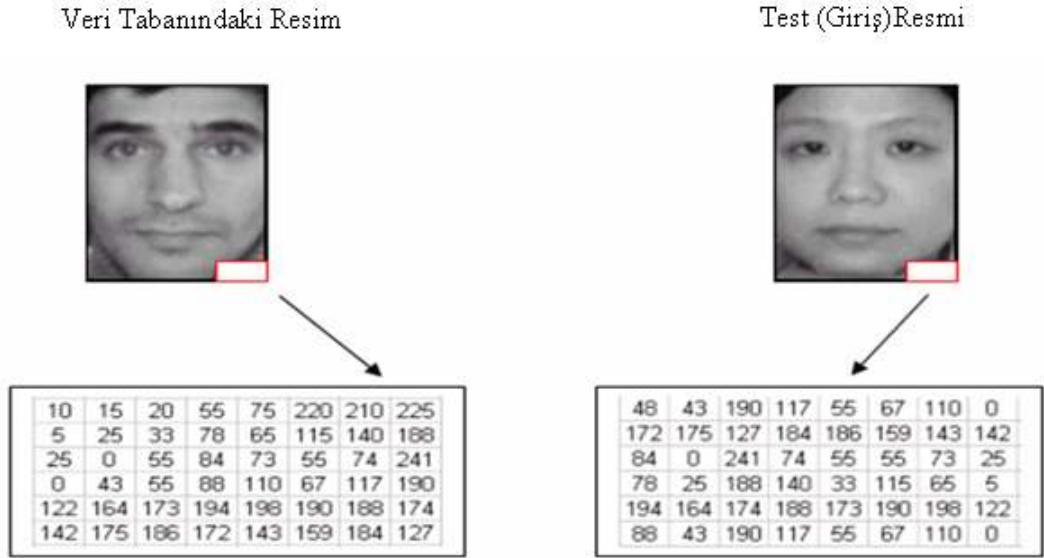
Bunların 11 tanesi ağız merkesinde çenenin dış çevre noktalarına olan uzaklıklar, 4 tanesi ağız kısmını çevreleyen dikdörtgenin kenar uzunlukları, 1 tanesi burnun alt kısmında genişliğini veren çizgi, 2 tane nefes alma hareketinin olduğu çizgi ve elmacık kemiklerinin üzerinden yüz boyunca geçen çizgiler, göz merkezleri ve buna karşılık gelen noktalardaki kaşların yüksekliği. Elde edilen veriler 22 adet değer en yakın komşuluk algoritması kullanılarak karşılaştırılır ve en küçük değere sahip olduğu veri tabanı resmi ile eşleştirilir (Brunelli ve Poggio 1992).



Şekil 4.1 Yüz tanıma için alınabilecek 22 geometrik nokta (Brunelli ve Poggio 1992).

4.1.2 Şablon eşlemeli yöntem

Şablon eşleme yöntemi geometrik tanımadan farklı olarak çok basit bir tekniğe sahiptir. Basit olarak iki farklı desen tümünü ya da belirli özelliklerdeki parça şablon ya da şablonlarını en yakın komşuluk algoritması ile karşılaştırılmasıdır (Brunelli ve Poggio 1993). Şablon eşleme yöntemi iki veri arasındaki benzerlikleri tanımlayan desen tanıma için kullanışlı olan bir yöntemdir. Bu iki veri sinyal, vektör, dizi ya da 2 boyutlu resim desenleri olabilirler.



Şekil 4.2 Şablon eşleme ile yüz tanıma (Brunelli ve Poggio 1995)

Seçilen resimler gri renk düzlemindedir. Eşleme algoritması, eğitim ve test veri tabakaları arasındaki benzerlikleri ve farkları hesaplar. Şablon eşlemesi tüm resme veya resmin muhtelif kısımlarına uygulanmalıdır. Genel olarak şablonlar resimler arasındaki en çok benzerliklerin veya en çok farkların bulunabileceği kısımlar seçilir (Brunelli ve Poggio 1995). Şablon desenleri, eğitim verilerinin alınan referans desenleri ya da referans setleri olarak kabul edilir. Bir test resmi, bu kalıp desenleri kullanılarak tanımlanmaya çalışılır. Sonuç olarak, eğitim ve test desenleri arasındaki benzerliklerinin ya da farklılıklarının hesaplanması gereklidir (Brunelli ve Poggio 1993). Genel olarak, bu benzerliklerin veya farklılıkların hesaplanması test desenlerinin veri desenleri ile karşılaştırılması ile yapılır. Desenler değişik boyutta ve oriyantasyon düzeylerinde olabilirler. Bundan dolayı bunların aynı boyuta ve oriyantasyon düzeyine çekilmesi gerekir (Brunelli ve Poggio 1993, Brunelli ve Poggio 1995).

Veri tabanında aynı kişiye ait birden fazla resim bulunabilir ve bu resimlerin ortalaması alınarak veya doğrudan ayrı ayrı kullanılarak giriş resminin eşleştirmesi yapılabilir. Şablon eşleme ile şekil 4.2’de görüldüğü üzere veri tabanındaki bir yüz resmi ile giriş resmi test edilmektedir. Eşlemenin olup olmadığı en yakın komşuluk metrikleri ile yapılmakta iki desen dizisi arasındaki mesafe hesaplanmakta ve en küçük olan seçilmektedir.

4.1.2.1 k-En yakın komşuluk yöntemi ile şablon eşleme

k-En yakın komşuluk yöntemi ile şablon eşleme, yüz tanıma için düşünülmesi en basit yöntemlerden biridir. Kişiler, yüzlerini içeren görüntüler kümesiyle temsil edilir. Girilen bir görüntü, veritabanındaki her bir görüntü ile şablon eşleme yöntemiyle karşılaştırılır. Kişi tanıma işlemi, şablon eşleme yöntemine verilen en yüksek k adet yakınlık sonucuna göre belirlenir (Maxim 2000). Bu k adet sonuç içerisinde en çok hangi sınıfa ait görüntü varsa girilen görüntü o sınıfa benzerlik gösterir denebilir. Bu yöntemin kullanımıyla birlikte birçok problem ortaya çıkmıştır (Brunelli ve Poggio 1993).

1. Şablon eşleme, poz ve ifade gibi iç ve ortam şartları gibi dış faktörlerdeki değişikliklerin üstesinden gelebilme konusunda yeterli değildir. Tüm olası faktörlerin görüntüleri, veri tabanında yer almalıdır. Veritabanını oluşturma zaman almasının yanı sıra, bu geniş araştırma alanında hesaplama yapmak da oldukça zaman alacaktır.

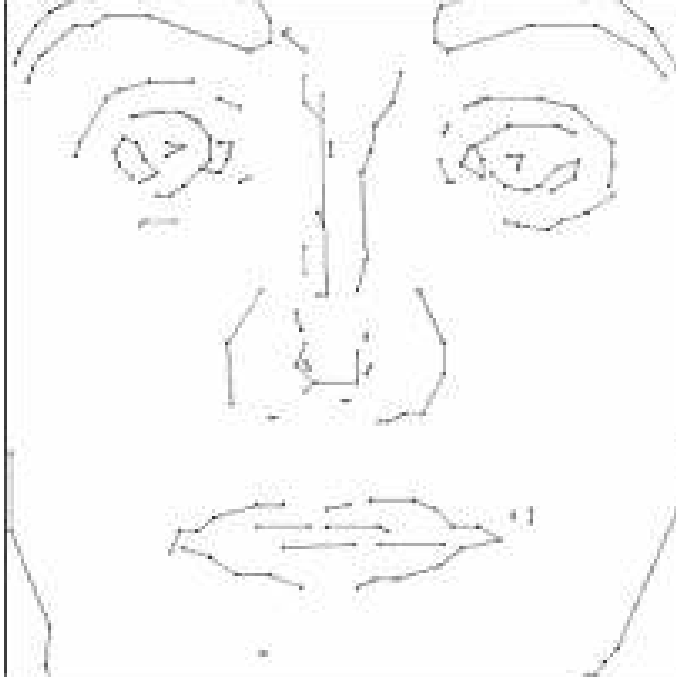
2. Bu yöntemi kullanırken, tüm görüntülerdeki her noktaya bakmak gerekecektir. Yüze ait 120x120 boyutlarındaki bir görüntüde 14,400 nokta bulunmaktadır. Özellikle geniş veri tabanlarında hesaplama hızı oldukça düşük olacaktır.

4.1.3 Yapısal eşleme

Bu yöntemler göz, kaş, burun ve ağız gibi yüzdeki organların yüz üzerindeki konumlarının tesbit edilmesi esasına dayanır (Manjunath vd. 1992, Cox vd. 1996). Bu organların birbirlerine göre konumları, özellikleri, aralarındaki açılar ve mesafeler yüzlerin tanıma işlemi sırasında kullanılacak belirleyici özellikleridir. Ancak bu algoritmaların başarımları yüzdeki özellik setlerinin tespit edilme kalitesiyle doğrudan orantılıdır.

Diğer bir yaklaşım da şablon eşleme ve geometrik özellik seti eşleme yöntemleriyle yüzdeki bu özelliklerin çizgisel kenar haritası (LEM - Line Edge Map) olarak türetilmesidir (Gau ve Yeung 2002). Bu yöntemde genellikle Sobel kenar analizi algoritması kullanılarak yüzlerin ikili kenar haritaları oluşturulur. Yüz resimleri

arasındaki benzerlikler yüz özellik şemaları kullanılarak bulunmaktadır. Şekil 4.3'te çizgisel kenar haritası örneği görülebilir.



Şekil 4.3 Çizgisel kenar haritası (LEM - Line edge map) (Gau ve Yeung 2002)

4.1.4 Elastik demet grafi eşleme

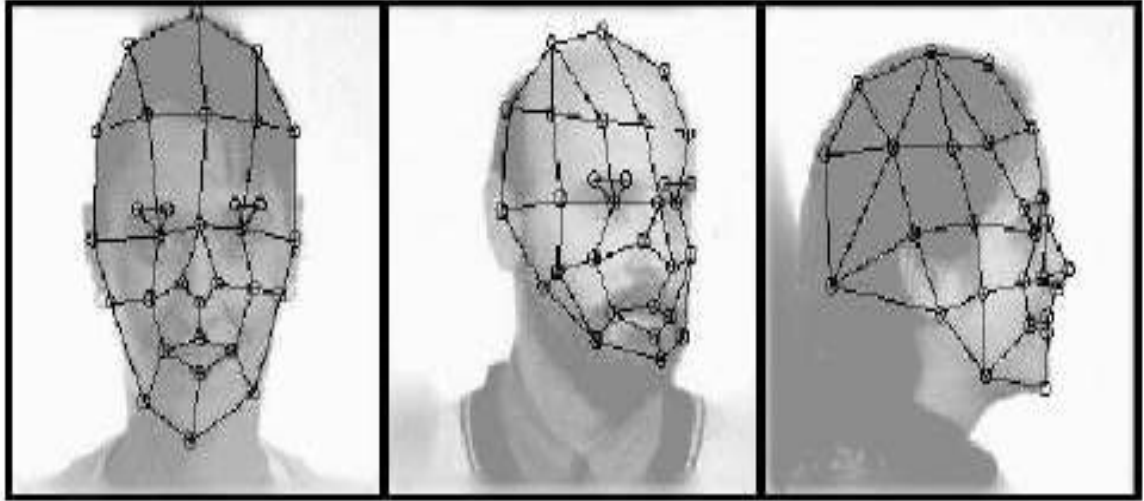
Bu teknik Gabor dalga transformu üzerine kurulmuş bir tekniktir. Yüzlerin görüntü çizgeleri esnek çizge eşleme işlemiyle ayırt edilir. Kişilerin yüzleri kare bir çizge ile ifade edilir. Her bir düğüm, jet adı verilen karmaşık Gabor dalga katsayıları ile ifade edilir. Katsayıların sadece büyüklükleri eşleme ve tanıma işlemleri için kullanılır. Bir jet, dalga dönüşümüne bağlıdır ve görüntünün belli Gabor çekirdekleri ile konvolüsyonu olarak tanımlanır (Wiskot vd. 1997).

Elastik demet grafi eşleme yönteminde (EBGM - Elastic Bunch Graph Matching) (Wiskot vd. 1997) genişçe bir dikdörtgenler ızgarası insan yüzüne örtülerek yüz üzerindeki kritik noktaların işaretlenmesi sağlanır. İki boyutlu Gabor dalgacıklarının konvolüsyon setinin dikdörtgenler ızgarası üzerindeki her noktada hesaplanmasıyla, yüz üzerinde işaretlenen kritik noktaları ifade eden özellik vektörü elde edilmiş olmaktadır.

Ardından graf eşleme yöntemlerinden biri kullanılarak graf şablonlarının karşılaştırılması yapılır.

Elastik demet grafi eşleme yönteminde en önemli adımlardan biri, yüz üzerindeki kritik noktaların dikdörtgenler ızgarası üzerine tam ve doğru olarak bulunmasıdır. Gonzales Jimenez ve Alba-Casto (2004) yüzde görülen aydınlanma değişimlerini kontrol altından tutabilmek için yüzdeki çıkıntıları ve çukurlukları bulan bir algoritma geliştirmiştir (Jimenez ve Casto 2004). Bu algoritma yürütüldükten sonra yüzdeki kritik noktaların çoğunlukla yüzdeki çıkıntılara karşılık geldiği görülmektedir.

Bu yöntemler genellikle yüksek performansla çalışan yöntemlerdir. Ancak çoğunlukla 128x128 gibi büyük boyutlarda yüz resimlerine ihtiyaç duyarlar. Bu durum bu yöntemlerin ancak yeterince büyük resimlerle çalışmasına neden olmaktadır. Elde edilen sistemle ilgili problem çok genel olmasıdır. Yüz tanıma için uygulanmasında elde edilen başarı oranı %30 seviyelerinde kalmıştır. Şekil 4.4'te elastik demet grafi örneği görülebilir.

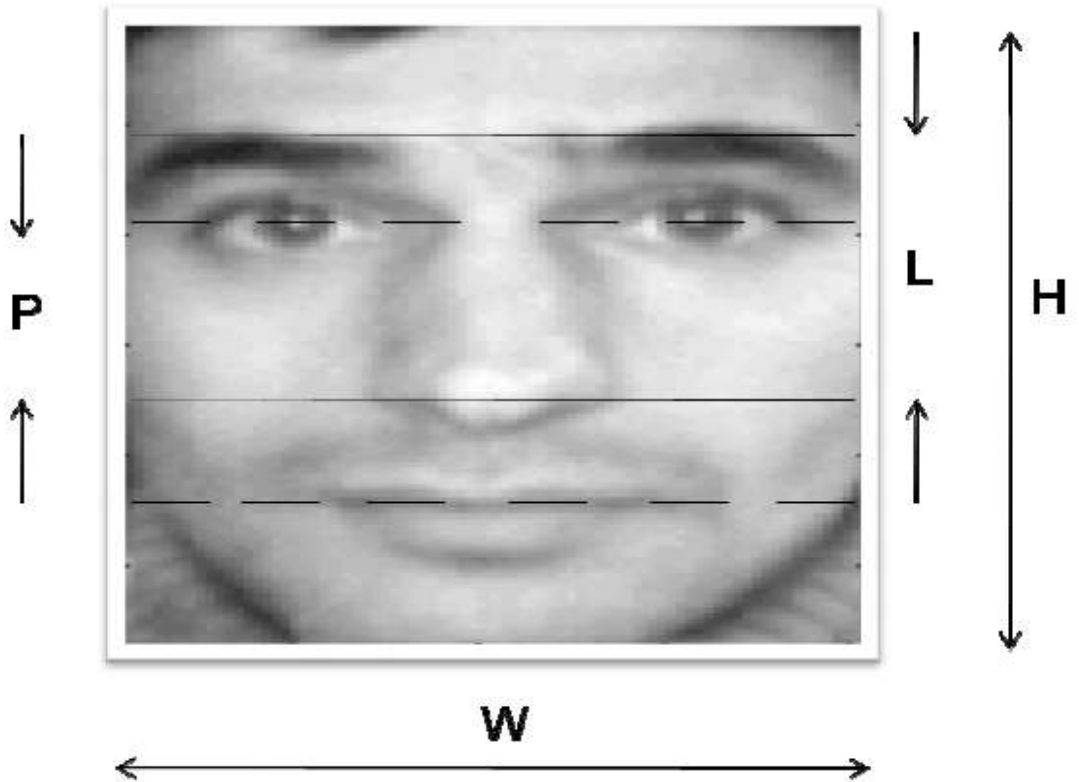


Şekil 4.4 Elastik demet grafi eşleme yöntemi – İşaretlenmiş noktalar (Jimenez ve Casto 2004)

4.1.5 Gizli Markov Modeli

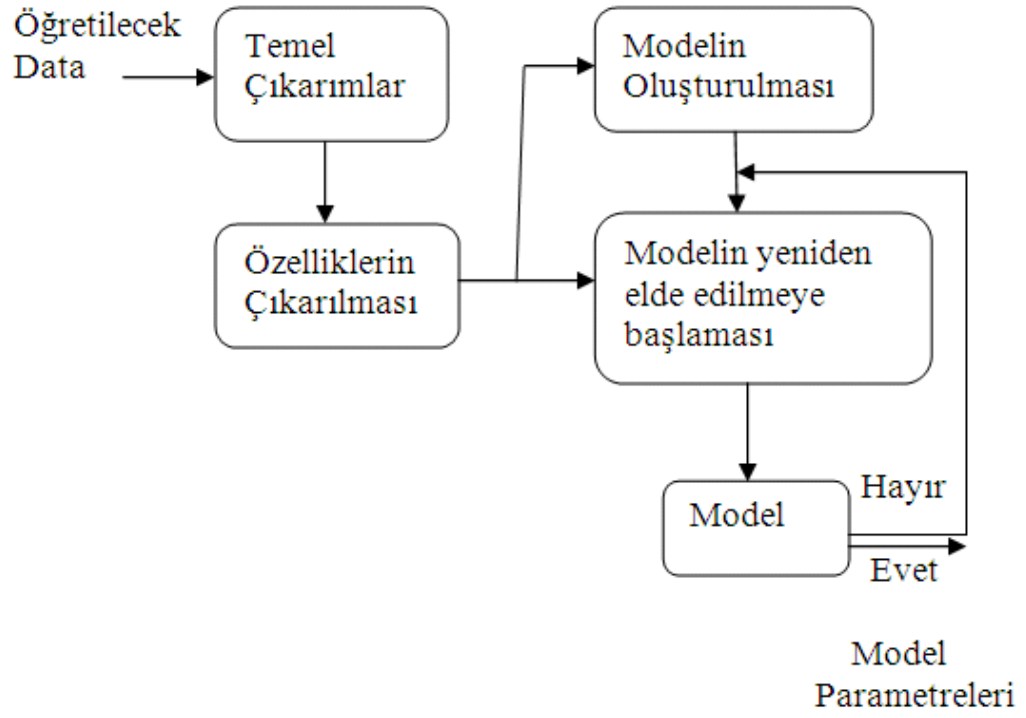
Gizli Markov Modelleri, bir sinyalin istatistik özelliklerini tanımlamak için kullanılan istatistik model grubudur (Rabiner ve Huang 1993). GMM, birbiriyle ilişkili iki süreçten oluşur: (1) sınırlı sayıdaki ifadelerden oluşan öncelikli ve gözlenemeyen Markov zinciri ve (2) her bir ifade ile ilişkili bir grup olasılık yoğunluk fonksiyonudur.

GMM’de tanıma işlemi yapılırken resmin belli bölgelerinden kesitler alınır. Bu kesitlere göre tanıma işlemi yapılır. W ile H resmin boyutlarını verirken, P ; göz ile burundaki kesitleri, L ise kaş ve burundaki kesitlere karşılık gelmektedir. Şekil 4.5’te Gizli Markov Modeliyle veri tabanındaki yüz resimlerinde parametrelerin oluşturulması gösterilmektedir.

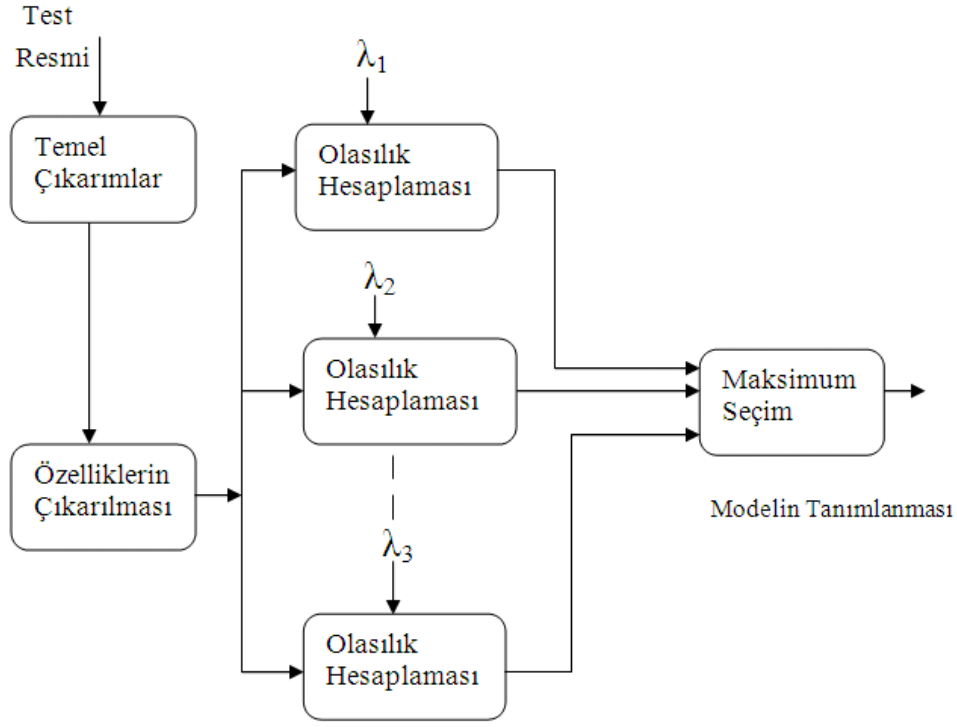


Sekil 4.5 GMM ile veritabanındaki yüz resimlerinde parametrelerin oluşturulması (Samaria ve Harter 1994)

Gizli Markov modelinde sınıflandırma yapılırken aşağıdaki 2 şema esas alınır. Şekil 4.6'de öğretilecek verinin bazı aşamalar sonrasında model parametreleri belirlenir, şekil 4.7'de ise test resminden temel özelliklerin belirlenmesinden sonra bu özellikler oluşturulan modeller ile karşılaştırılarak girişteki test resminin tanınması sağlanır.



Şekil 4.6 GMM öğrenme şeması (Özdemir 2007)



Şekil 4.7 GMM tanıma şeması (Özdemir 2007)

Olivetti veritabanını (40 kişinin 10'ar farklı yüz ifadelerinden oluşan resmi) kullanarak yaptığı tanımda %87'lik bir doğru tanıma elde etmiştir (Samaria ve Young 1994).

Burada test resimleri ve veritabanı için kullanılan örnekler, GMM tarafından üretilmiş olup tanıma amaçlı kullanılırlar. Samaria, 40 kişinin 200 deneme ve 200 test resmini kullanarak bu yöntemi uygulamıştır. GMM'yi uygulayarak yaptığı doğru tanımda %84'lük bir doğru tanıma elde edilmiştir. GMM ses tanımda da başarılı bir şekilde uygulanmıştır. Fakat örnekleri oluşturmak için gereken zaman oldukça uzun olduğu için yüz tanımda pek tutulan bir yöntem değildir (Samaria ve Harter 1994) .

4.2 Görünüm Tabanlı Yüz Tanıma Sistemleri

Üç önemli görünüm tabanlı yöntem aşağıda listelenmiştir:

1. Yapay Sinir Ağı Tabanlı Yöntem
2. Özyüz Yaklaşımı İle Yüz Tanıma
3. Fisher yüz Yaklaşımı İle Yüz Tanıma

Özyüz ve Fisher yüz yaklaşımı ile yüz tanıma tez konusu olmasından ötürü 5. Bölümde daha detaylı incelenmiştir.

4.2.1 Yapay sinir ağı tabanlı yöntem

Temelde Yapay Sinir Ağları (YSA) biyolojik sinir hücrelerini model olarak alır. YSA'nın gerçekçi bir model yaklaşımı yapması zaman alır. YSA'nın yüz tanıma üzerindeki çalışmalarına geçmeden önce yapay sinir ağlarının genel kazanımlarından söz etmek gerekir. Bununla birlikte yapay sinir ağlarının bilgi işleme gücünü, paralel dağılmış yapısından, öğrenebilme ve genelleme yeteneğinden aldığı söylenebilir. Genelleme, eğitim ya da öğrenme sürecinde karşılaşılmayan girişler için de YSA'nın uygun tepkileri üretmesi olarak tanımlanır. Bu üstün özellikleri, YSA'nın karmaşık problemleri çözebilme yeteneğini gösterir. Günümüzde birçok bilim alanında YSA, aşağıdaki özellikleri nedeniyle etkin olmuş ve yüz tanıma gibi birçok alanda uygulanmıştır.

Doğrusal Olmama: YSA'nın temel işlem elemanı olan hücre, doğrusal değildir. Dolayısıyla hücrelerin birleşmesinden meydana gelen YSA da doğrusal değildir ve bu özellik bütün ağı yayılmış durumdadır. Bu özelliği ile YSA, doğrusal olmayan karmaşık problemlerin çözümünde en önemli araç olmuştur.

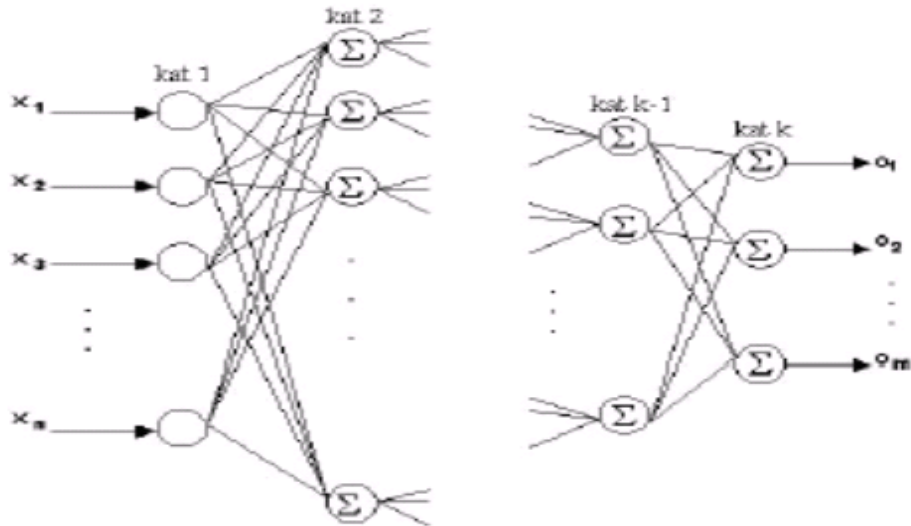
Öğrenme: YSA'nın arzu edilen davranışı gösterebilmesi için amaca uygun olarak ayarlanması gerekir. Bu, hücreler arasında doğru bağlantıların yapılması ve bağlantıların uygun ağırlıklara sahip olması gerektiğini ifade eder. YSA'nın karmaşık yapısı nedeniyle bağlantılar ve ağırlıklar önceden ayarlı olarak verilemez ya da tasarlanamaz. Bu nedenle YSA, istenen davranışı gösterecek şekilde ilgilendiği problemde aldığı eğitim örneklerini kullanarak problemi öğrenmelidir.

Genelleme: YSA, ilgilendiği problemi öğrendikten sonra eğitim sırasında karşılaşmadığı test örnekleri için de arzu edilen tepkiyi üretebilir. Örneğin, karakter tanıma amacıyla eğitilmiş bir YSA, bozuk karakter girişlerinde de doğru karakterleri verebilir ya da bir sistemin eğitilmiş YSA modeli, eğitim sürecinde verilmeyen giriş sinyalleri için de sistemle aynı davranışı gösterebilir.

Uyarlanabilirlik: YSA, ilgilendiği problemdeki değişikliklere göre ağırlıklarını ayarlar. Yani, belirli bir problemi çözmek amacıyla eğitilen YSA, problemdeki değişimlere göre tekrar eğitilebilir ve değişimler devamlı ise gerçek zamanda da eğitime devam edilebilir. Bu özelliği ile YSA, uyarlamalı örnek tanıma, sinyal işleme, sistem tanılama ve denetim gibi alanlarda etkin olarak kullanılır.

Hata Toleransı: YSA, çok sayıda hücrenin çeşitli şekillerde bağlanmasından oluştuğu için paralel dağılmış bir yapıya sahiptir ve ağına sahip olduğu bilgi, ağıdaki bütün bağlantılar üzerine dağılmış durumdadır. Bu nedenle, eğitilmiş bir YSA'nın bazı bağlantılarının hatta bazı hücrelerinin etkisiz hale gelmesi, ağına doğru bilgi üretmesini önemli ölçüde etkilemez. Bu nedenle, geleneksel yöntemlere göre hatayı tolere etme yetenekleri son derece yüksektir.

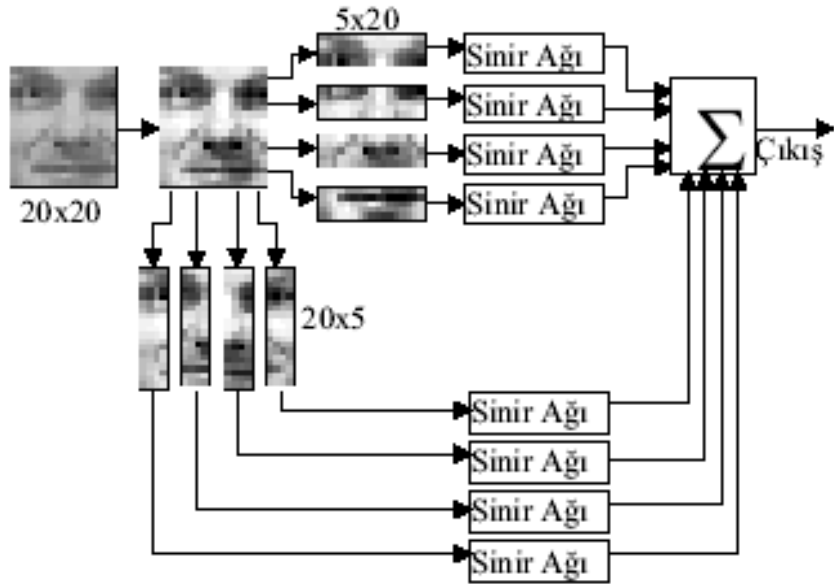
Yapay sinir ağları yüz tanımda kullanıldığı gibi diğer tüm biometrik tanımlarda kullanılmakta ve bu tanıma yöntemlerinde büyük başarılar sağlamaktadır. Yapay sinir ağlarının biometrik tanıma ve özellikle yüz tanıma getirdiği yenilikler belirtilenlerin dışında; yüz tanımanın sisteme getirdiği veri fazlalığını ve işlemci üzerine düşen yükü ve yoğunluğu azaltması da söylenebilir.



Şekil 4.8 Yapay sinir ağlarında kullanılan örnek ağ yapısı (Yılmaz Belirsiz Tarih)

Şekil 4.8’de verilen ağ yapısı geri hata yayımlımlı sinir ağı blok şemasıdır. Yüz tanıma uygulamalarında tercih edilen bir ağ yapısı olan bu modeldir. Tanıma için kullanılan ağ genel olarak giriş katmanı, çıkış katmanı ve bir saklı katmandan oluşmaktadır. Yüz tanıma da kullanılan yapay sinir ağı yapılarının olabilecek en az sayıda katman kullanarak gerçekleştirilme sebebi fazla katmanlı ağlarda öğrenme işleminin ya da tanıma işleminin gerçekleşmemesi ya da fazla katmanlı ağların sistemin çok zaman harcaması ve işlemciye düşen yük bakımından uygulanabilir olmamasıdır.

Yapay sinir ağlarının kullanılarak yapıldığı çalışmalar sonucunda tanıma yapan bilgisayar sistemine düşen yük azaltılmış ve bu nedenle de yapay sinir ağı gerçek zamanlı yüz tanıma ya da gerçek zamanlı video kaydında yüz seçmek için kullanılmıştır.



Şekil 4.9 Sinir ağı eğitimi (Yılmaz Belirsiz Tarih).

Yukarıdaki şekilde de görüldüğü üzere bir sinir ağı eğitimi yapılmakta ve bu çalışmada sisteme gelen sürekli zamandaki resimden yüz resmi seçilmeye çalışılmaktadır. Sisteme girilen matrisler yani yüz resimleri 20x20 piksellik alt matrislere ayrıştırılmış. Her alt matris şekilde görüldüğü üzere 4 birim 5x20 piksellik satır alt matrislere, 4 birim 20x5 piksellik sütun alt matrislere bölünür. Her bir alt matris kendi sinir ağına girer ve her bir ağ katmanı kendi ağırlık katsayıları çarpımlarının çıkışları toplanarak 0 ve +1 arasında bir çıkış elde edilir. Bu çıkışlar son katmanda toplanıp sonuç çıkış elde edilir. İstenilen

durumda, bir yüz görüntüsü için bu çıkış +8'e yaklaşır. Bu değerlerin eşik değerini geçip geçmediğine bakılarak yüzün kime ait olduğuna karar verilir (Yılmaz Belirsiz Tarih).

4.3 Görünüm Tabanlı ve Özellik Tabanlı Yüz Tanıma Yöntemlerinin Karşılaştırılması

Görünüm tabanlı ve özellik tabanlı yüz tanıma yöntemlerinin avantaj ve dezavantajları aşağıdaki çizelge 4.1'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.1 Görünüm tabanlı ve özellik tabanlı yüz tanıma yöntemlerinin karşılaştırılması

Görünüm Tabanlı Yöntemler	
Avantajları	Dezavantajları
1-)Yüz tanıma problemi çok sayıda iyi bilinen ve başarılı istatistik algoritması ile çözülebilen yüz uzayı analiz problemine dönüştürülür.	1-)Her bir yüz için çok sayıda test yüz resmi gerektirir.
2-)Düşük çözünürlük ve kalitedeki yüz resimleri ile bile çalışabilen yöntemlerdir.	2-)İnsanların yüz tanıma işlemi için sahip oldukları bilgi birikimiyle örtüşmeyen yöntemlerdir.
	3-)Poz, aydınlanma ve yüz ifadesi gibi özellikler modellemeyi güçleştirmektedir.
	4-)Bir yüze ait test imajları analiz edilirken, bu yüz resimlerine ait benzerlikler önceden analiz edilmelidir.
Özellik Tabanlı Yöntemler	
Avantajları	Dezavantajları
1-)Modeller gerçek yüzlerin fiziksel özelliklerini ve ilişkilerini içerirler.	1-)Modellerin oluşturulması karmaşık ve uzun bir işlemdir.

2-)Yüz resimlerindeki bozucu etkenler modellemeye çeşitli parametreler olarak dahil edilerek poz, aydınlanma ve yüz ifadesi gibi özelliklerin modelleme üzerindeki olumsuz etkileri giderilebilir.	2-)Yüze ait özelliklerin tam otomatikleştirilmiş bir yöntemle elde edilmesi kolay değildir.
3-)İnsanların yüz tanıma işlemi için sahip oldukları bilgi birikimiyle örtüşen yöntemlerdir.	3-)Modelin oluşturulması bir arama sürecidir ve lokal minimumlar nedeniyle hatalı sonuçlar üretilebilir. Ancak tanıma sonuçları oluşturulan bu modellere bağımlıdır.
	4-)Modelin oluşturulması zaman alıcı bir süreçtir.
	5-)Yüksek çözünürlükte ve iyi kalitede yüz resimlerine ihtiyaç duyar.
	6-)Yüz resimleri üzerinde oldukça detaylı ön işleme gerektirir.

5. ÖZYÜZ YÖNTEMLERİ İLE YÜZ TANIMA

Yüz ve parmak izi tanımlama gibi birçok görüntü işleme algoritmalarında sıkça kullanılan özyüz yöntemleri, veri tabanındaki insan yüzü boyutlarının daha düşük boyuta indirgenmesini sağlamaktadır (Turk ve Pentland 1991). Kullanılan veri boyutunun düşük olması, işlem karmaşıklığının ve tanımlama için kullanılan sürenin azalmasını sağlamaktadır. Veri tabanındaki boyut indirgenmesi, görüntülere ait bilgilerin en az şekilde kaybedilmesini sağlayacak şekilde yapılmaktadır.

Bu konuda sıkça kullanılan yöntemlerden ilki Temel Bileşenler Analizi (TBA, Principal Components Analysis-PCA)'dir. Bu analizin iki boyutlu dağılımlar üzerinde kullanılması “özyüz yaklaşımı” olarak adlandırılmaktadır (Turk ve Pentland 1991).

İkinci önemli yaklaşım ise sınıflandırma yöntemini temel alarak boyut indirgeme yolunun kullanıldığı Doğrusal Ayraç Analizi (DAA, Linear Discriminant Analysis-LDA)'dir. Bu analizin iki boyutlu dağılımlar üzerinde kullanılması ise Fisher yaklaşımı olarak adlandırılmaktadır (Belhumeur vd. 1997).

5.1 Özyüz Yaklaşımı İle Yüz Tanıma

Otomatik yüz tanıma üzerinde yapılan önceki çalışmaların birçoğu, yüz uyarıcısının hangi yönlerinin, yüz tanıma için önemli olduğu konusunu ihmal etmiştir. Buna göre, önemli lokal ve global özellikleri vurgulayan yüz görüntülerinin kodlanması ve şifrelerinin çözülmesi için, bir bilgi teorisi yaklaşımının kullanımı önerilir.

Bilgi teorisi dilinde, bir yüz görüntüsünün ilgili bilgisi çıkarılır, mümkün olduğunca verimli bir şekilde kodlanır ve sonra benzer şekilde kodlanan bir model, veri tabanı ile karşılaştırılır (Roth 2005). Bir yüz görüntüsü içerisinde yer alan basit bir yaklaşım, yüz görüntüleri grubundaki değişikliği, herhangi bir özellik yargısından bağımsız bir şekilde yakalamak ve bu bilgiyi ayrı ayrı yüz görüntülerini kodlamak ve karşılaştırmak üzere kullanmaktır (Roth 2005).

Matematiksel açıdan, yüzlerin dağıtımının ana bileşenleri veya yüz görüntüleri setinin kovaryans matrisinin öz vektörleri, çok yüksek boyutlu bir uzayda görüntüyü nokta (veya vektör) olarak ele alacak şekilde aranır.

Öz vektörler düzenlenir ve bunların her biri yüz görüntüleri arasında farklı bir değişiklik tutarına karşılık gelir. Bu öz vektörler, yüz görüntüleri arasında varyasyonu karakterize eden bir özellikler seti olarak düşünülebilir. Her görüntü lokasyonu aşağı yukarı her öz vektöre katkıda bulunarak, bu özvektörlerin “özyüz” adı verilen bir tür hayalet yüz şeklinde görüntülenmesi mümkün olur.

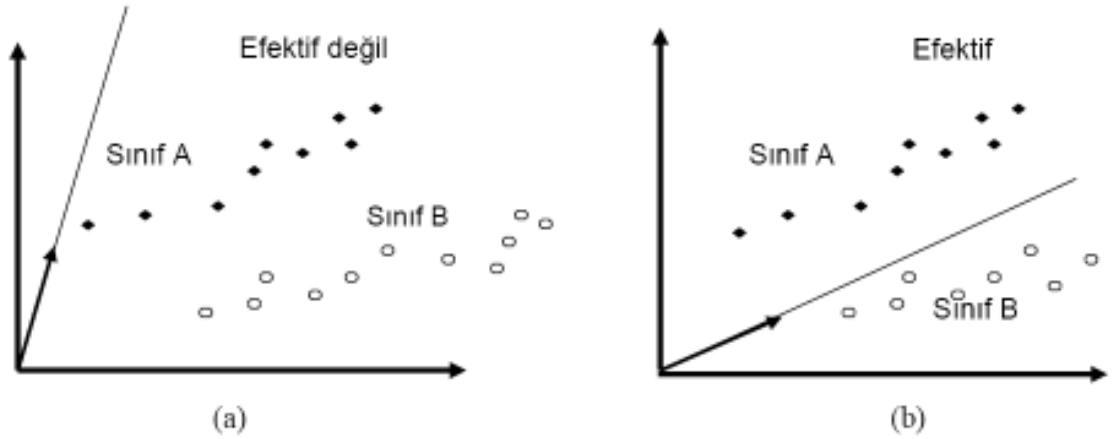
Özyüz yaklaşımı, yüksek boyutlu verilerin TBA kullanılarak daha düşük boyutta simgelenebilmesi için, iki boyutlu matrislere uyarlanmış özel bir uygulamadır. TBA’da, veri tabanındaki sinyallerin kovaryans matrisinin özdeğer ve özvektörlerinin bulunması, yüksek özdeğerlere karşılık gelen özvektörlerin yeni veri tabanında saklanması esastır. Bu sayede düşük özdeğere karşılık gelen özvektörler ihmal edilerek veri tabanında boyut azaltımı sağlanmaktadır. Düşük özdeğerlerin veri tabanındaki enerjiye katkısı yok denecek kadar az olmasından dolayı boyut azaltımı sırasında önemli derecede veri kaybı olmamaktadır.

İki boyutta görüntülenebilen görüntülerin, özyüz yaklaşımı ile yüksek doğrulukla tanımlanması mümkün olmaktadır (Turk ve Pentland 1991).

Bunun için veri tabanındaki görüntülere ait kovaryans matrisinin ve bu kovaryans matrisine ait özvektörlerin elde edilmesi gerekmektedir. En büyük özdeğere karşılık gelen özvektörler, veri tabanından elde edilen özyüzlere karşılık gelmektedir. Ortaya çıkan özvektörler, kovaryans matrisinin simetrik olmasından dolayı görüntü uzayında birbirine ortogonal vektörleri görüntülemektedir. Bu nedenle veri tabanındaki her görüntü, özyüzlerin doğrusal bileşiminden oluşturulabilmektedir. Oluşturulan her bir özvektörün, veri tabanındaki görüntüler üzerine izdüşümünün alınması ile her bir görüntüye ait ağırlık vektörü elde edilmiş olur. Bu vektör, görüntülerin tanımlanmasında kullanılmak üzere oluşturulmaktadır.

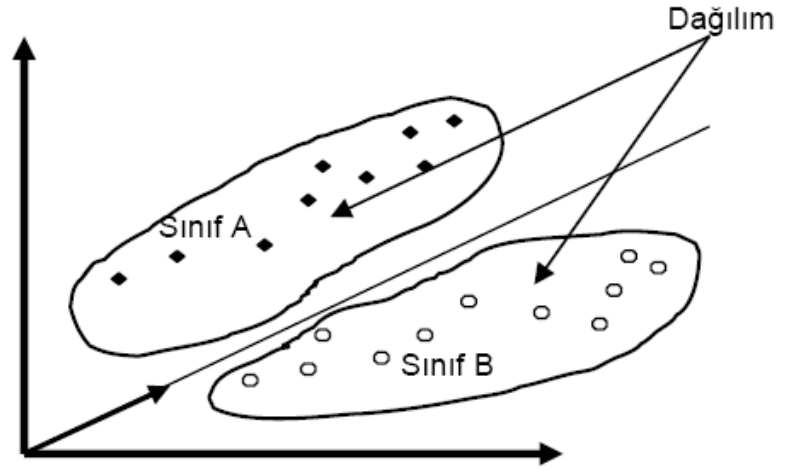
5.1.1 Özyüz algoritması (Temel bileşenler analizi)

Temel Bileşenler Analizi (TBA) boyut azaltmak ve görüntüler arasındaki temel farklılıklar çıkarmak için kullanılan bir yöntemdir (Turk ve Pentland 1991). TBA karşılıklı ilişkisi olan verinin N-boyutlu uzay yerine daha düşük boyutlu uzayda önemli bilgi kaybı olmadan boyut azaltmanın en uygun yoludur (Turk ve Pentland 1991). Azaltılmış alt uzayı kullanarak, veritabanı üzerindeki hesaplamalar daha verimli hale gelir. Üretilen betimlemeler genel olarak öz uzaylar olarak adlandırılır ve yüz tanıma uygulamalarında ise öz yüzler olarak isimlendirilir (Turk ve Pentland 1991). Öz vektörler özellik vektörlerinin oluşturulması için kullanılır. Bu özellik vektörleri daha sonra tanıma işleminde kullanılarak gelen örnek görüntünün en çok benzediği eğitim seti elemanı bulunur. TBA, tanımanın doğru yapılmasını sağlayan doğrultuların bulunmasını sağlar. Şekil 5.1.b’de (Roth 2005) bu sınıflandırma en iyi şekilde ifade edilmektedir.



Şekil 5.1 TBA sınıflandırma doğrultusu

TBA ayrıca sınıflar arası dağılımı maksimum yapmaktadır. Şekil 5.2 'de iki sınıf arası dağılım gösterilmektedir.



Şekil 5.2 Sınıflar arası dağılım tablosu

Özyüz yaklaşımında, her biri $N \times N$ boyutunda olan görüntüler N^2 'lik vektörler haline getirilmektedir.



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

Şekil 5.3 $N \times N$ görüntü örneği ve dönüştürülmüş durumu (Roth 2005)

Şekil 5.3'te I yüz veritabanındaki görüntüleri N ise piksel sayısını göstermektedir.

Daha sonra veri tabanındaki tüm görüntülerden ortalama görüntü vektörü 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 sayısı'dır.



$$= \frac{1}{M} \begin{bmatrix} I1_1 + \dots + IM_1 \\ I1_1 + \dots + IM_2 \\ \vdots \\ I1_{N^2} + \dots + IM_{N^2} \end{bmatrix}$$

Şekil 5.4 Ortalama görüntünün hesaplanması (Roth 2005)

Burada I yüz veritabanındaki görüntüleri, N piksel sayısını ve M toplam görüntü sayısını belirtmektedir. Kolon vektörü haline getirilen görüntülere ait pikseller toplanıp toplam görüntü sayısına bölünür, ortalama görüntü görüntülenmek istendiğinde elde edilen kolon matris $N \times N$ lik matrise dönüştürülür.

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

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

Eş. 5.2'de Φ : ortalama görüntüden farkı alınmış görüntü vektörü, $i=1, 2, \dots, M$ ise görüntü sayısını göstermektedir.

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

Eş. 5.3'te A : $N^2 \times M$ boyutundaki görüntü veri tabanı matrisi'ni ifade eder.

$$\bar{\mathbf{I}}_m = \begin{bmatrix} \mathbf{I}l_1 - m_1 \\ \mathbf{I}l_2 - m_2 \\ \vdots \\ \mathbf{I}l_{N^2} - m_{N^2} \end{bmatrix}, \quad \dots \quad \bar{\mathbf{I}}M_m = \begin{bmatrix} \mathbf{I}M_1 - m_1 \\ \mathbf{I}M_2 - m_2 \\ \vdots \\ \mathbf{I}M_{N^2} - m_{N^2} \end{bmatrix} \quad A = [\bar{\mathbf{I}}_m \dots \bar{\mathbf{I}}M_m]$$

Şekil 5.5 Ortalama merkezli görüntüler matrisi

Elde edilen görüntü veri tabanından özyüzlerin elde edilebilmesi için A matrisinden kovaryans işlemi gerçekleştirilmektedir (Eş. 5.4).

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

Eş. 5.4'te C: kovaryans matrisini ifade etmektedir.

Eş. 5.4 ile elde edilen kovaryans matrisinin boyutu, görüntü vektörünün uzunluğu ile ilintilir. N^2 'lik görüntü vektörlerinden elde edilecek olan kovaryans matrisi $N^2 \times N^2$ boyutundadır. Resim vektör boyutunun, toplam görüntü sayısından fazla olduğu koşulda ($N^2 \gg M$), bu büyüklükteki bir matrisin elde edilmesi, özdeğer ve özvektörlerinin oluşturulması oldukça güçtür. $N^2 \times N^2$ 'lik kovaryans matrisinden elde edilecek olan N^2 adet özvektörden sadece M-1 tanesi anlamlı olacaktır. Anlamlı olan özvektör sayısı veri tabanındaki görüntü sayısı ile ilintilidir. Oluşturulan diğer özvektörler, sıfır değerine sahip özdeğerlere karşılık gelmektedir. Bu nedenle, $N^2 \times N^2$ boyutundaki bir matrisin çözülmesi yerine M x M boyutundaki matrisin elde edilmesi ve işlenmesi daha anlamlı olacaktır.

Kovaryans matrisinin daha düşük boyutta elde edilebilmesi ve kullanılabilmesi için Eş. 5.4 yerine, Eş. 5.5 kullanılabilir (Turk ve Pentland 1991).

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

Eş. 5.5 ile elde edilen kovaryans matrisin özdeğer ve özvektörlerinden, Eş. 5.4'ün kovaryans matrisinin özdeğer ve özvektörlerine basit bir matris uzayı değişimi ile ulaşılabilmektedir. Eş. 5.5 ile elde edilen kovaryans matrisinin özvektörleri v_i olarak gösterilerek,

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

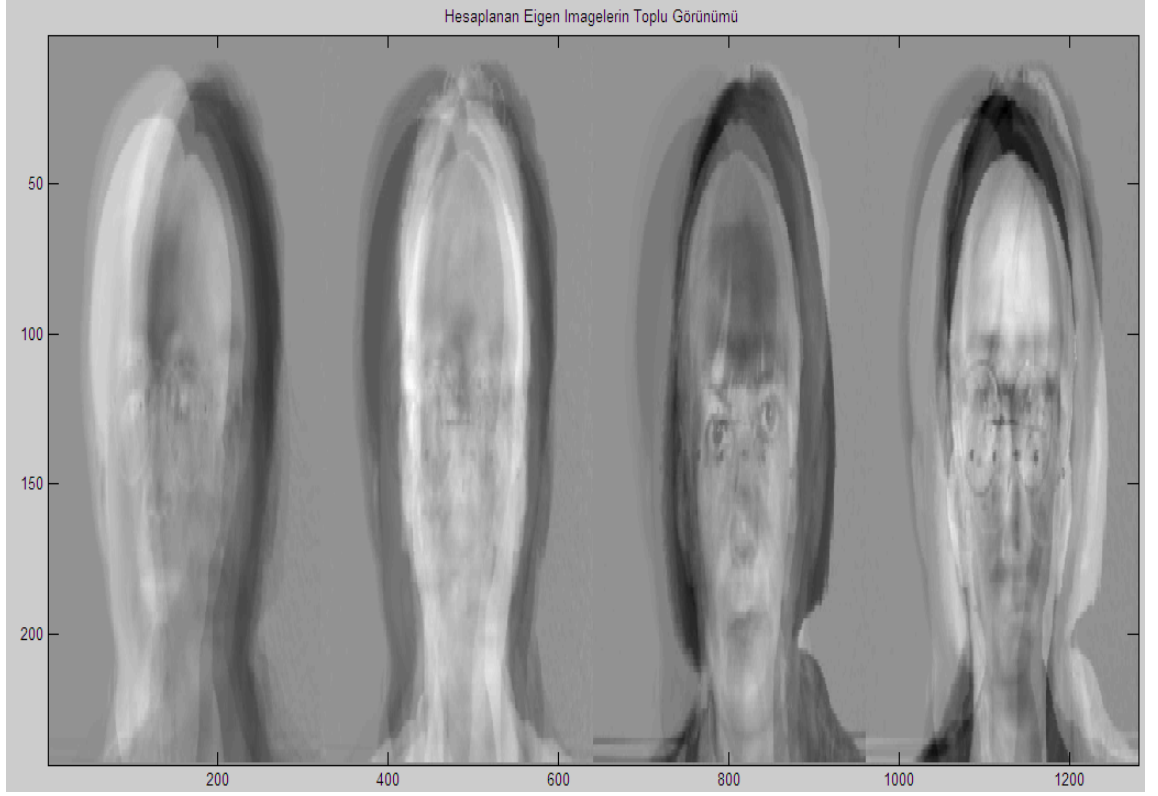
Eş 5.6'da v_i : özvektörler, μ_i : özdeğerler'i ifade etmektedir.

eşitliğine ulaşılmaktadır. Eşitliğin her iki tarafı da A ile çarpılarak,

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

AA^T matrisinin özvektörleri Av_i olarak bulunur.

Eş. 4.5 ile elde edilen özvektörler A matrisi ile çarpılarak istenen özvektörlere ulaşılmış olacaktır. Bu sayede işlem yükü, $N^2 \times N^2$ 'lik kovaryans matrisi elde etmekten, $M \times M'$ lik kovaryans matrisi oluşturmaya indirgenmektedir. Ortaya çıkan M tane özvektörden M' kadar olanı, uzay enerjisini en iyi görüntüleyecek şekilde, özyüz değerlerine göre saklanmaktadır. Şekil 5.6'da elde edilen, en büyük özdeğere sahip ilk dört özyüz örnek olarak verilmektedir.



Şekil 5.6 Elde edilen en büyük özdeğerlere sahip özyüzler

Oluşturulan özvektörler, özyüz; özyüzlerin oluşturduğu matris ise görüntü uzayı olarak ifade edilmektedir. Tanımlamanın yapılabilmesi için, her bir görüntünün, görüntü uzayı üzerindeki izdüşümünün bulunması ve ağırlık vektörünün oluşturulması 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.

Ağırlık vektörleri her bir görüntü için veri tabanında, Ω matrisinde saklanmaktadır (Eş. 5.9). Ω matrisi, tanımlama için esas olan ağırlık matrisidir.

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

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

Bilinmeyen yüzün tanınması işleminde ise yüze ait görüntü eğitim setinde olduğu gibi $N^2 \times 1$ uzunluklu vektöre dönüştürülür. Örnek görüntü Şekil 5.7'deki gibidir.



$$= \begin{bmatrix} T_{11} & \dots & T_{1N} \\ T_{21} & \dots & T_{2N} \\ \vdots & & \vdots \\ T_{N1} & \dots & T_{NN} \end{bmatrix} \quad t = \begin{bmatrix} T_{11} \\ \vdots \\ T_{1N} \\ T_{21} \\ \vdots \\ T_{2N} \\ \vdots \\ T_{N1} \\ \vdots \\ T_{NN} \end{bmatrix}$$

Şekil 5.7 Bilinmeyen yüz görüntüsü ve dönüştürülmüş kolon vektörü (Roth 2005)

Şekil 5.7'de T test görüntüsünü simgelemektedir.

Görüntünün ortalama görüntüden farkı alınarak (Eş. 5.10) her bir özyüz üzerine düşürülmesiyle (Eş. 5.11) ağırlık vektörü oluşturulur (Eş. 5.12).

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

Eş. 5.10'da Γ_T : test görüntüsü, Ψ : ortalama görüntü vektörü'nü simgelemektedir.

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

Şekil 5.8 Bilinmeyen yüz görüntüsünden ortalama yüzün çıkarılması

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

Eş. 5.11’de ω : her bir özyüze ait ağırlıklar, $k = 1, 2, \dots, M$ ’ dir.

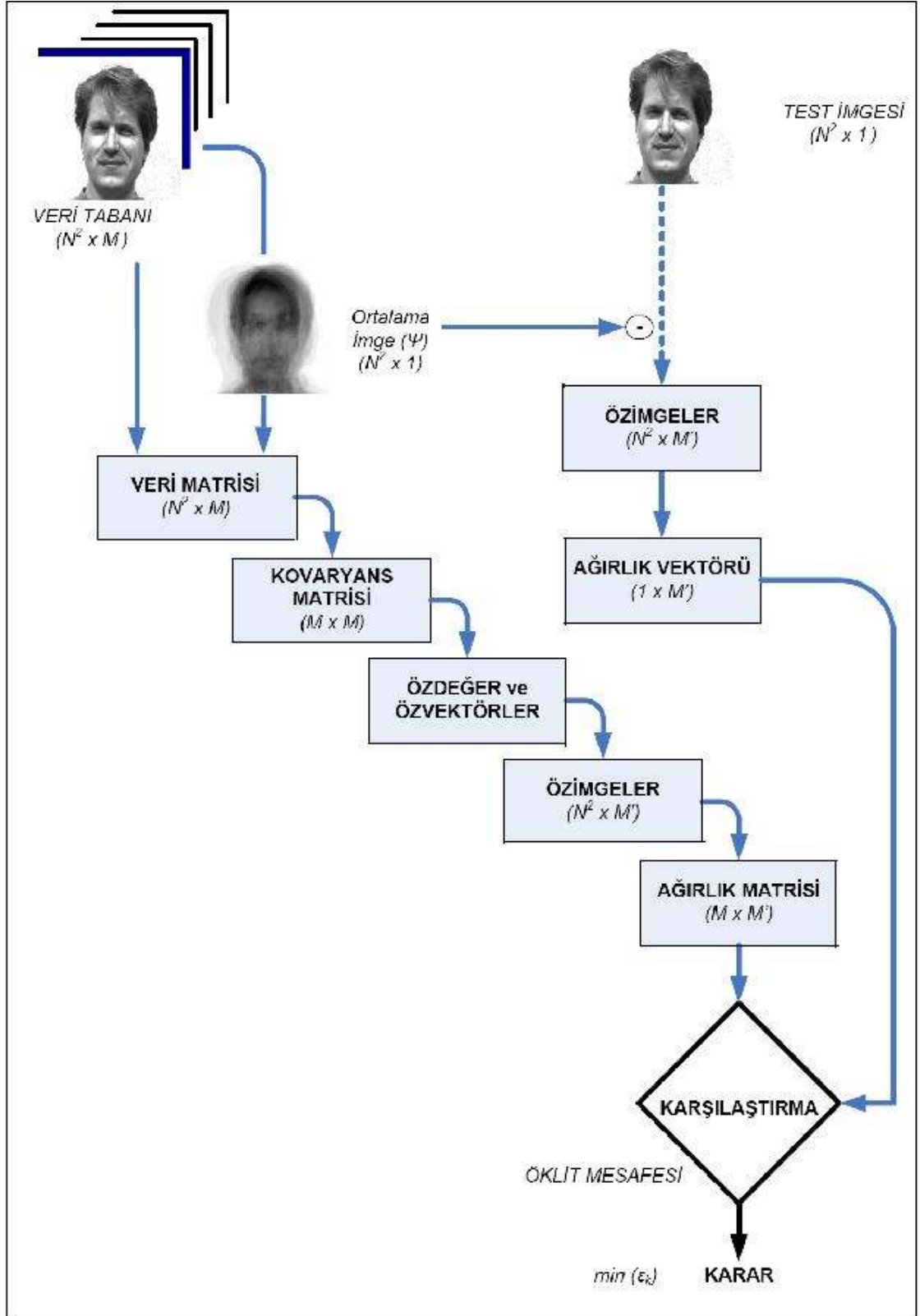
$$\Omega_T = [\omega_1 \ \omega_2 \ \dots \ \omega_M] \quad (5.12)$$

Eş. 5.12’de Ω_T : test görüntüsüne ait ağırlık vektörü ($1 \times M$)’ dür.

Tanımlama, görüntü uzayına düşürülen her bir görüntünün, ağırlık matrisinden ne kadar uzak olduğu ölçütüne göre gerçekleştirilmektedir. Yakınlık ölçütü, öklit mesafesi ile tanımlanmaktadır (Eş. 5.13).

$$\varepsilon_k^2 = \| (\Omega - \Omega_k) \|^2 \quad (5.13)$$

Ağırlık matrisine göre öklit mesafesi elde edilen test görüntüsünün, en küçük öklit değerine karşılık gelen görüntü olduğu kabul edilerek tanımlanması gerçekleştirilmektedir (Turk ve Pentland 1991). Özyüz yaklaşımına ilişkin işlevsel blok şema şekil 5.9’da verilmektedir.

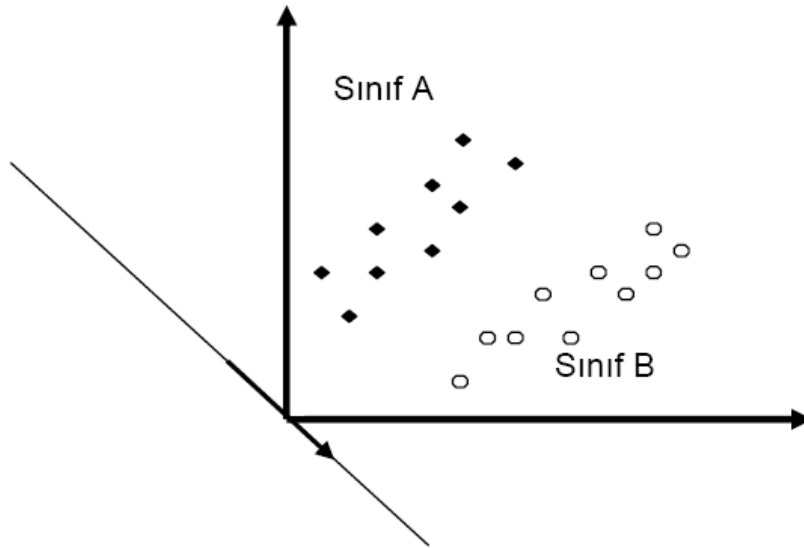


Şekil 5.9 Özyüz algoritması ile sınıflandırma işlevsel blok şeması

5.2 Fisher Yüz Yaklaşımı (Doğrusal Ayıraç Analizi) İle Yüz Tanıma

Fisher yüz algoritması 1997 yılında P. Belhumeur tarafından Doğrusal Ayırtaç Analizi(DAA) temel alınarak geliştirilmiştir. Fisher yüz algoritması (Fisherface approach), sınıflandırma tabanlı tanımlama için kullanılan diğer bir yöntemdir. Yüz, parmak izi gibi iki boyutlu görüntüleri tanımlamada kullanılmak üzere, DDA'nın iki boyutlu verilere uyarlanması sonucunda oluşturulmuştur. Aynı kişiye ait birden fazla, farklı görüntünün veri tabanına tanıtılarak sınıf içi dağılımın en aza, sınıflar arası dağılımın ise en fazlaya ulaşabilmesi için geliştirilmiştir. Bu sayede, Fisher yaklaşımında tanımlama başarımlarında artış gözlenmektedir.

DAA veriler arasındaki ayrımı sağlayan yönün bulunmasını hedefler (Belhumeur vd. 1997). Bu da en iyi şekilde Şekil 5.10' daki (Roth 2005) gibi gösterilir.



Şekil 5.10 DAA için sınıfları ayıran yön(Roth 2005)

DAA sınıflar arası farkı en büyük yaparken aynı zamanda sınıf içi değişimi de en küçük yapmaya çalışır. DAA uygulanırken, genelleştirilmiş özlük problemi çözülerek doğrusal ayırım vektörleri hesaplanmalıdır.

Fisher yaklaşımında, her biri $N \times N$ boyutunda olan görüntüler N^2 'lik vektörler haline getirilmekte ve veri tabanındaki tüm görüntülerden ortalama görüntü vektörü bulunmaktadır (Eş. 4.14).

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

Eş. 5.14'te Γ : görüntü vektörü, Ψ : ortalama görüntü vektörü, M_t : toplam görüntü sayısı'dır.

Veri tabanında, c farklı sınıfa ait toplam M_t adet görüntü vektörü kaydedilmektedir. Ortalama görüntü vektörü hem tüm veri tabanı içerisinde hem de her bir sınıf için ayrı ayrı bulunmaktadır. Sınıf içi ortalama görüntü vektörü, Ψ_{Ci} olarak simgelenmektedir.

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

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

Oluşturulan vektörlerden sınıf içi ve sınıflar arası saçılma matrisleri elde edilmektedir. 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 olasılığı'dır.

Eş. 5.16 eşitliği ile bulunmaktadır. Burada,

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

ve

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

olarak tanımlanmaktadır.

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.

eşitliği ile bulunmaktadır. Eş. 5.16 ve Eş. 5.19'dan elde edilen saçılma matrisleri Eş. 5.20'de kullanılarak en iyi W matrisi bulunması amaçlanmaktadır. Bu sayede, sınıflar arası saçılma en fazlaya, sınıf içi saçılma en aza indirgenmektedir (Martinez vd. 2001).

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

W matrisinin çözümü genelleştirilmiş özdeğer çözümü ile yapılmaktadır (Eş. 5.21).

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

Tanımlama için kullanılacak olan W matrisi, S_b ve S_w matrislerinden elde edilen özvektör matrisidir. Özvektör matrisi, anlamlı özdeğerlere göre sıralandığında en fazla $c-1$ adet özyüzden oluşmaktadır (Belhumeur vd. 1997). Bu değer, veri tabanında yer alan birbirinden farklı sınıf sayısı ile ilintilidir. Özyüz yaklaşımına benzer şekilde, her bir görüntünün özvektörler ya da görüntü uzayına yansıtılması ile o görüntüye ait ağırlık vektörü elde edilmiş 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 görüntüye ait ağırlık vektörü, tanımlama için kullanılmak üzere veri tabanında tutulmaktadır. Test amaçlı olarak kullanılacak olan görüntünün, ortalama görüntüden farkı alınarak ve görüntü uzayına yansıtılarak ağırlık vektörü elde edilmektedir (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.

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

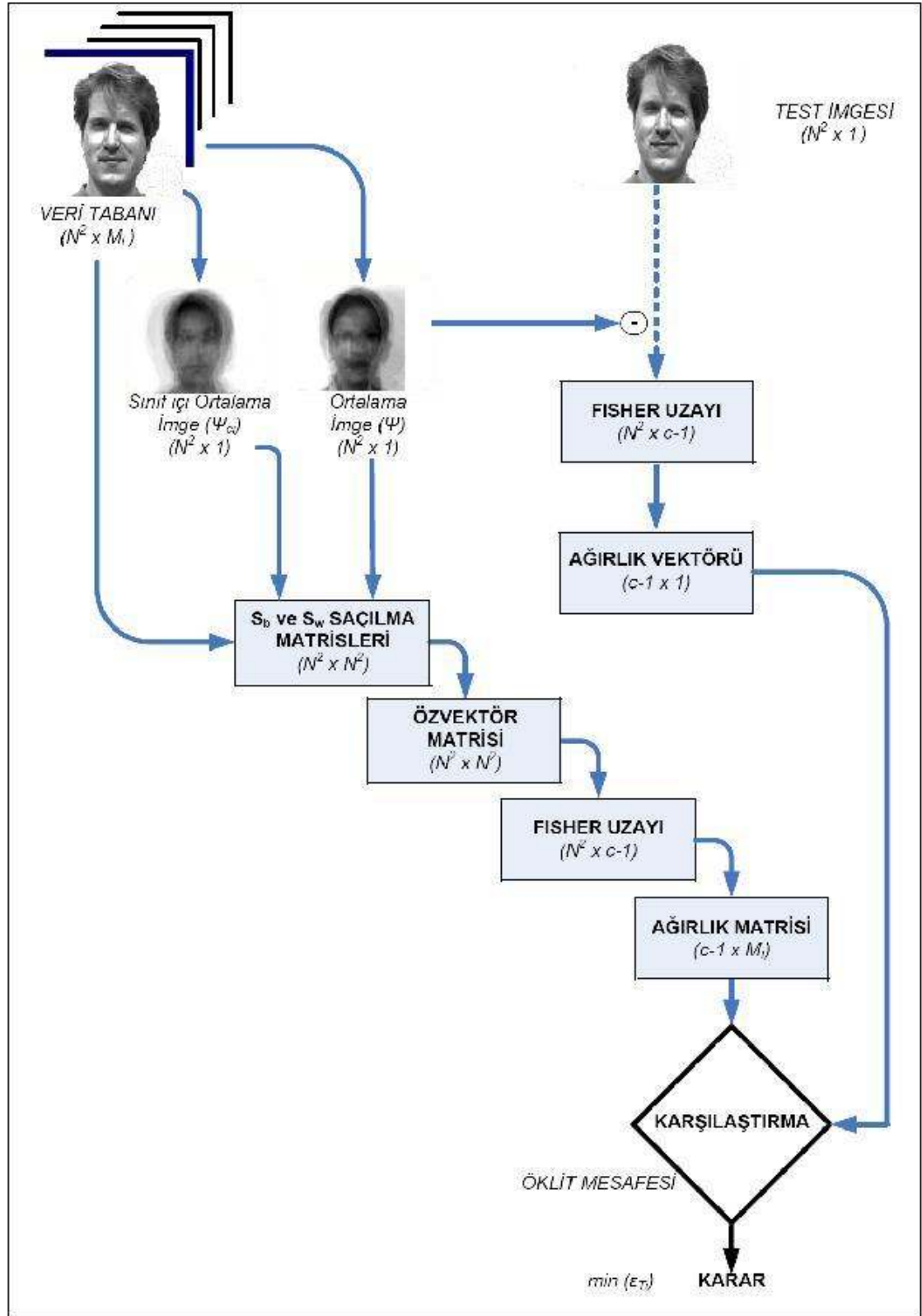
Eş. 5.24'te g : ağırlık vektörü $(c-1) \times 1$ 'dir.

Tanımlama, görüntü uzayına düşürülen görüntünün, ağırlık matrisinden ne kadar uzak olduğu ölçütüne göre gerçekleştirilmektedir. Yakınlık ölçütü öklit mesafesi ile tanımlanmaktadır (Eş. 5.25).

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

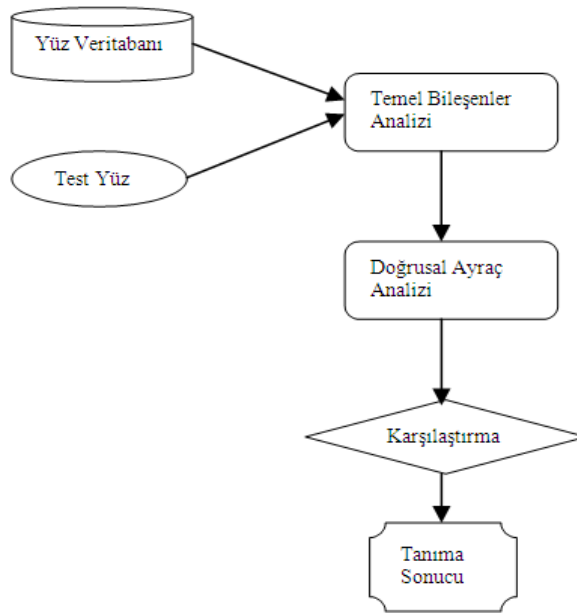
($i = 1, 2, \dots, M_i$)

Ağırlık matrisine göre öklit mesafesi elde edilen test görüntüsünün tanımlanması, en küçük öklit uzaklığına karşılık gelen görüntü olduğu kabul edilerek gerçekleştirilmektedir (Belhumeur vd. 1997, Gül ve Bahtiyar 2003). Fisher yaklaşımına ilişkin işlevsel blok şema şekil 5.11'de verilmektedir.



Şekil 5.11 Fisher yüz algoritması ile sınıflandırma işlevsel blok şeması

Fisher yaklaşımına ilişkin algoritmanın yüksek boyutlu matrisler üzerinde yürütülmesi, hesaplama karmaşıklığı ve yükü açısından oldukça güç olmaktadır. Toplam görüntü sayısının, görüntü boyutundan düşük olduğu koşulda ($M_t \ll N^2$), Fisher uzayının bulunmasından önce, PCA yöntemi ile her bir görüntüye ait ağırlıkların oluşturulup bu değerlerin LDA yöntemine girilmesi gerekmektedir (Roth 2005, Brunelli ve Poggio 1997). Bu sayede, Fisher algoritmasına giriş yapılan matris boyutu N^2 'den M_t 'ye indirgenmektedir. Yöntemin uygulanmasına yönelik blok şema Şekil 5.12'de verilmektedir.



Şekil 5.12 PCA ve LDA yöntemlerinin birlikte uygulanması

Fisher uzayının elde edilmesi için özyüz uzayına ait ağırlıkların kullanılması, boyut indirgenmesinin yanı sıra, tüm veri tabanının kullanıldığı durumu kıyasla tanımlamanın başarımlarını da artırmaktadır (Zhao ve Chellappa 1989).

PCA yöntemi ile elde edilen ağırlıkların LDA yönteminde kullanılmasıyla Fisher yaklaşımındaki yeni veri matrisi Eş. 5.9'da verilen ağırlık matrisidir.

$$\Omega = [\omega_1^T \ \omega_2^T \ \dots \ \omega_{M_t}^T] = [\Omega_1' \ \Omega_2' \ \dots \ \Omega_c'] \quad (5.26)$$

$$\Omega'_i = [\omega_1 \ \omega_2 \ \dots \ \omega_{q_i}] \quad (5.27)$$

(q_i : sınıfın toplam görüntü sayısı, $i = 1, 2, \dots, c$, c : sınıf sayısı, ω : TBA ağırlık vektörü)

Buna göre, sınıf içi ortalama görüntü ve toplam ortalama görüntü,

$$m_i = \frac{1}{q_i} \sum_{k=1}^{q_i} \omega_k \quad (5.28)$$

$$m_o = \frac{1}{M_t} \sum_{k=1}^{M_t} \omega_k \quad (5.29)$$

Eş. 5.29'da M_t : toplam görüntü sayısıdır.

olarak gösterilmektedir.

Yeni veri matrisinden elde edilecek olan sınıf içi saçılma matrisi ise Eş. 5.30 ile bulunmaktadır.

$$S_w = \sum_{i=1}^c P(C_i) \Sigma_i \quad (5.30)$$

Eş. 5.30'da S_w : sınıf içi saçılma matrisi, $P(C_i)$: önsel sınıf olasılığıdır.

Burada,

$$P(C_i) = \frac{1}{c} \quad (5.31)$$

ve

$$\Sigma_i = E[(\Omega'_i - m_i)(\Omega'_i - m_i)^T] \quad (5.32)$$

olarak tanımlanmaktadır.

Sınıflar arası saçılma matrisi ise,

$$S_b = \sum_{i=1}^c P(C_i) (m_i - m_o) (m_i - m_o)^T \quad (5.33)$$

eşitliği ile bulunmaktadır.

Eş. 5.33’de S_b : sınıflar arası saçılma matrisidir.

Genelleştirilmiş özdeğer çözümü yöntemi ile Eş. 5.21’in kullanılması sonucunda elde edilen özvektörler, W matrisinde saklanmaktadır. Fisher ağırlıklarının elde edilmesi için, veri tabanını oluşturan ağırlık matrisinin özvektörler üzerine yansıtılması gerekmektedir (Eş.5.34)

$$g(\Phi_i) = W^T \Omega_i \quad (5.34)$$

Eş. 5.34’te g : ağırlık vektörü $(c-1) \times 1$, $i = 1, 2, \dots, M_t$ ’dür.

Her bir görüntünün PCA yöntemi ile elde edilen ağırlıklarının kullanılmasıyla elde edilen Fisher ağırlık vektörü, tanımlama için kullanılmak üzere veri tabanında tutulmaktadır. Test amaçlı olarak kullanılacak olan görüntünün ortalama görüntüden farkı alınarak ve PCA yönteminden elde edilen ağırlıkları Fisher uzayına yansıtılarak ağırlık vektörü elde edilmektedir (Eş. 5.35, Eş. 5.36, Eş. 5.38).

$$\Phi_T = \Gamma_T - \Psi \quad (5.35)$$

Eş. 5.35’te Γ_T : test görüntüsü, Ψ : ortalama görüntü vektörü’dür.

$$\omega_k = v_k^T \Phi_T = v_k^T (\Gamma_T - \Psi) \quad (5.36)$$

Eş. 5.36’da ω : TBA ağırlık değeri, $k = 1, 2, \dots, M_t$ ‘dir.

$$\Omega_T = [\omega_1 \ \omega_2 \ \dots \ \omega_{M_t}]^T \quad (5.37)$$

Eş. 5.37’de Ω_T : TBA ağırlık vektörü $M_t \times 1$ ’dir.

$$g(\Omega_T) = W^T \Omega_T \quad (5.38)$$

Eş. 5.38’de g: LDA ağırlık vektörü (c-1) x 1’dir.

Tanımlama, görüntü uzayına düşürülen görüntünün, ağırlık matrisinden ne kadar uzak olduğu ölçütüne göre gerçekleştirilmektedir. Yakınlık ölçütü, öklit mesafesi ile tanımlanmaktadır (Eş. 5.39).

$$\epsilon_{Ti}^2 = \| (g(\Omega_T) - g(\Omega_i)) \|^2 \quad (5.39)$$

Eş. 5.39’da i = 1, 2, ..., M_T’dir.

Ağırlık matrisine göre öklit mesafesi elde edilen test görüntüsünün, en küçük öklit değerine karşılık gelen görüntü olduğu kabul edilerek tanımlanması gerçekleştirilmektedir (Turk ve Pentland 1991).

Fisher yaklaşımı kullanarak tanımlamanın gerçekleştirilebilmesi için, veri sınıflarının algoritma öncesinde belirlenmesi gerekmektedir. Yüz tanımlama yönteminde, bir kişiye ait birden fazla görüntünün veri tabanına kaydedilmesi ile sınıflar oluşturulmaktadır. Aynı kişiye ait görüntüler yardımıyla sınıf içi saçılma matrisi, farklı kişilere ait görüntüler yardımıyla da sınıflar arası saçılma matrisi elde edilmektedir.

5.3 Özyüz Yöntemleri ile Özellik Tabanlı Yöntemlerin Karşılaştırılması

Özyüz yöntemleri ile özellik tabanlı yüz tanıma yöntemlerinin karşılaştırılması Çizelge 5.2’de gösterilmiştir.

Çizelge 5.2 Özyüz Yöntemleri ile Özellik Tabanlı Yöntemlerin Karşılaştırılması

	Özyüz Yöntemleri	Özellik Tabanlı Yöntemler
Hız ve Basitlik	Özyüzler yaklaşımı, hızı ve makul şekilde basit uygulaması ile üstündür. Bir öz nitelik vektörünün değerlendirmesinin sadece ilaveler ve çoğaltmalardan oluştuğu görülmüştür.	Özellik tabanlı yüz tanıma, şekil değiştirilebilen şablonlar ve değişik yüz modelleri gibi karmaşık hesaplamalar içerir. Bu parametrelerin değerlendirilmesi, bu günkü bilgisayarlarda bile çok zaman alır.
Öğrenme Becerisi	Özyüzler yaklaşımında, eğitim denetimsiz bir tarzda yapılır. Kullanıcı yüz görüntülerinin kalanını temsil eden bir eğitim seti seçer. Özyüzler, eğitim seti üyelerinden elde edilir ve öz nitelik vektörleri oluşturulur.	Özellik tabanlı yüz tanıma sistemi, genel olarak denetimli bir şekilde parametrelerini optimize etmek üzere eğitilir. Yani sistem tasarımcısı, bilinen bireyleri sisteme sunar ve sistem tepkisini kontrol eder.
Yüz Arka Planı	Yüz görüntülerinin arka planı, özyüz yaklaşımında son derece önemlidir. Özyüzler ve öz nitelik vektörleri görüntü çoğaltma ve eklemelerle değerlendirilir. Bunun bir sonucu olarak, yüz görüntüsünde bulunan tüm görüntü kullanılır. Yüzün arka planı nedeniyle bu bilgi değişirse, tanıma performansı büyük ölçüde azalır. Bundan kaçınmak için, bir ön işleme adımında “arka plan kaldırma” algoritması uygulanabilir.	Özellik tabanlı yüz tanıma algoritmaları, yüz arka planına daha az hassas olabilir ve genel olarak yüz özelliklerini çıkarmak ile ilgilenirler.
Ölçek ve Oryantasyon	Giriş görüntüsündeki kafa boyutu ve oryantasyon sistemin iyi çalışması için özyüzlerinkine yakın olmalıdır. Bu problemi aşmak için, çok ölçekli özyüzler kullanılabilir veya kafa görüntünün geri kalanından çıkartılabilir. Sonra özyüzlerin özelliklerini karşılamak için ölçeklenir ve döndürülür.	Özellik tabanlı yüz tanıma algoritmaları bu karşılaştırmada daha iyi not alabilir. Ölçek ve oryantasyona daha az hassas olan şekil değiştirebilen şablonlar kullanarak yüz özelliklerini bulmaktadırlar.

Özet olarak;

özellik tabanlı yüz tanımda yüzün göz, ağız ve burun gibi organlarının bireysel özellikleri ve bunların birbirleri ile ilişkileri kullanılarak, tanıma işlemi yapılmaktadır. Bu özellikleri hesaplamanın en yaygın kullanılan yöntemi şekil değiştirebilen şablonlardır. Bu yaklaşımın temel karakteristiği geometriye bağımlı olmasıdır.

Temel bileşen analizinde yüz tanıma problemi bilgi teorisi kavramına dayalıdır. Yüz resminden en çok anlamlı olan bilgiler çıkarılır. Özyüzler yöntemi, resmin karakteristik özelliklerinin küçük bir kümesinin kovaryans matrisinin özvektörlerinin kullanıldığı temel bileşen analizidir. Bu özvektörler, yüz resimlerine benzerliklerinden dolayı özyüz olarak adlandırılırlar. Tanıma işlemi, özyüzlerin yüz uzayındaki katkılarıyla, yüz resimlerine atanan ağırlık vektörleri ile gerçekleştirilir. Bu yaklaşım hızlı, basitliği ve öğrenme kabiliyeti ile ön plana çıkar.

6. DENEYSEL ÇALIŞMALAR

Gerçekleştirilen deney esnasında “Yale yüz veritabanı” kullanılmıştır (<http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>, 2008). Kullanılan yüz veritabanına ait özellikler çizelge 6.1’de listelenmiştir.

Çizelge 6.1 Yale yüz veritabanı özellikleri

Adı:	The Yale Face Database
Renkli Resim:	Yok
Resimlerin Boyutu:	320x243
Kisi Sayısı:	15
Her Bir Kisinin Resim Sayısı:	11
Veritabanının Özellikleri:	Resimler ön cepheden ışık altında, gözlük ile, sağ ve sol ışık altında, mutlu, üzgün, uykulu, şaşkın, göz kırpar iken durumlarından veritabanı oluşturulmuştur.

Yale yüz veritabanında bulunan bir kişiye ait 11 farklı poz bulunmaktadır. Bu pozlara örnek şekil 6.1’de verilmiştir.



Şekil 6.1 Bir kişiye ait 11 farklı poz

Yüz veritabanında 15 farklı kişi ve her birine ait 11 farklı poz olduğundan toplamda 165 adet yüz resmi bulunmaktadır. Deneyde test aşamasında bu 165 yüz resmi kullanılmıştır. Deney esnasında her bir resme alfabetik sıraya göre a'dan o'ya (a.jpg, b.jpg, c.jpg, d.jpg, e.jpg, f.jpg, g.jpg, h.jpg, i.jpg, j.jpg, k.jpg, l.jpg, m.jpg, n.jpg, o.jpg) isimler verilmiştir.

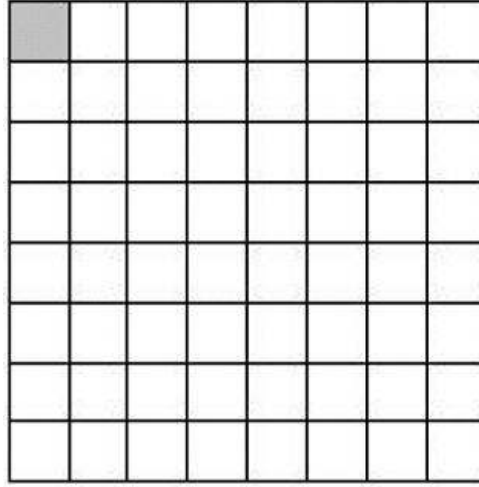
Orjinal görüntüler ve AKD'si alınarak elde edilen alt bant bileşenleri özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının yüz tanıma performansları deneysel çalışmalar kapsamında test edilmiştir.

6.1 Ayırık Kosinüs Dönüşümü (AKD)

Ayrık Kosinüs Dönüşümü 1974 yılında bulunmuştur (Uenohara ve Kanade 1998). AKD, sinyalin kendisini oluşturan temel kosinüs fonksiyonları şeklinde gösterilerek, frekans düzlemine çevrilmesidir. Hem renkli hem de siyah-beyaz durağan görüntülerin sıkıştırılmasında kullanılır. Sıkıştırma oranı 100:1 oranına kadar çıkartılabilir. Ortalama 40:1 oranında sıkıştırılmış görüntüler internet uygulamalarında kullanılır (Uenohara ve Kanade 1998). Sıkıştırma işlemi, gözün algılayamadığı ayrıntıların görüntüden çıkarılması, fazlalık olan tekrarların atılması, ve komşu pikseller arasındaki benzerliklerin atılmasıyla sağlanmaktadır. Düşük frekans bileşenleri yüksek frekans bileşenlerinden daha önemlidir. Örneğin, yüksek frekans bileşenlerinin %50'sinin silinmesi kodlanmış bilgide yalnızca %5'lik kayıp oluşturacaktır (Uenohara ve Kanade 1998). Bu da görüntü kalitesini çok etkilemez. Ancak düşük frekans bileşenlerinden veri silinmesi görüntü kalitesini önemli derecede etkileyecektir.

AKD, sinyalin enerjisini diğer dönüşüm yöntemlerine göre daha küçük bir alana sıkıştırarak, sinyalin daha az sayıda veriyle ifade edilebilmesine olanak sağlar. Bu yüzden sıkıştırma uygulamaları için elverişli bir veri ortaya çıkarır.

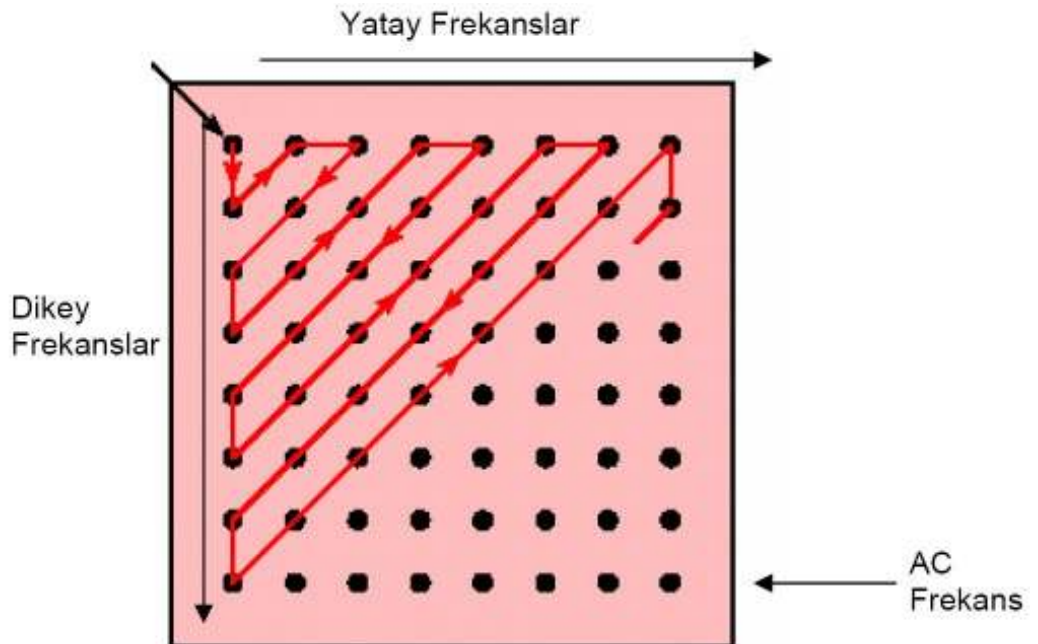
Yüksek frekanslı bileşenler bloğun sağ alt tarafında yerleşirken, alçak frekans bileşenleri üst sol köşede yer alır. (0,0) konumunda yer alan ve en yüksek değere sahip olan bileşen DC bileşendir. Geri kalan katsayılar AC bileşenler olarak adlandırılır. Şekil 6.2'de AKD'nin DC ve AC katsayıları görülmektedir.



Şekil 6.2 AKD’de DC katsayı ve AC katsayıları

AKD katsayılarının karakteristik özellikleri şu şekilde sıralanabilir.

- DC ve bir kaç AC katsayı ile görüntü yeniden anlaşılabilir şekilde oluşturulabilir.
- Katsayılar Şekil 6.3’te görüldüğü gibi zigzag olarak sıralandıklarında düşük frekanstan yüksek frekansa ve yüksek genlikten düşük genliğe sıralanmış olurlar (Ely 1995).



Şekil 6.3 8x8 blok için AKD katsayılarının zigzag olarak sıralanması (Ely 1995)

- Eğer bir bloktaki yüksek frekanslı katsayıların çoğu sıfırsa o blok yumuşak bir görüntü bloğuna aittir, köşe içermez.
- Eğer bir bloktaki düşük frekanslı AC katsayıları yüksek genlik değerine sahipse, bunlar o blokta yer alan köşeleri temsil ederler (Jellinek 2000).
- AKD hızlı bir dönüşümdür.

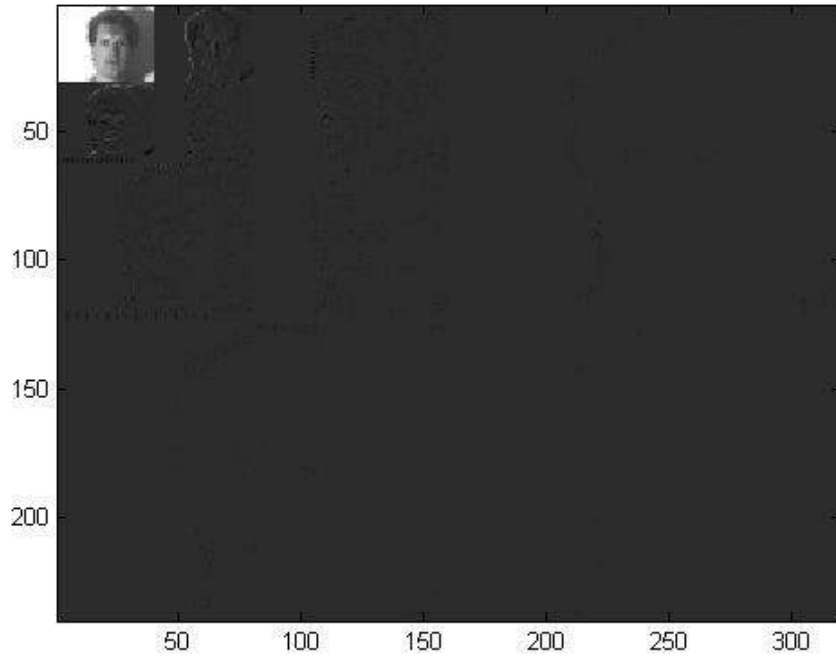
AKD'si alınmış görüntüler kullanılarak yüz tanıma gerçekleştirilebilir. Daha önceki AKD kullanılarak gerçekleştirilen yüz tanıma işlemlerinde tanınmak istenen görüntülerin olduğu gibi AKD'si alınarak tanıma özyüz ve Fisher yüz algoritmalarına tabi tutarak gerçekleştirilmiştir (Jing ve Zhand 2004). Aynı şekilde görüntülerin dalgacık dönüşümü alınarak özyüz ve Fisher yüz algoritmaları ile yüz tanıma testleri literatürde yer almaktadır (Li ve Ma 2009). Yüz uzayı içerisindeki görüntü sayısı belli oranlarda artırılarak yüz tanıma oranının artması sağlanmıştır (Li ve Ma 2009). Bu tez kapsamında ise AKD altbant bileşenleri kullanılarak yapılan yüz tanıma işlem sonuçlarının orjinal görüntüler ile yapılan yüz tanıma işlem sonuçları ile kıyaslanmak istenmiş, bu bağlamda görüntüler AKD katsayılarının altbant yapısı oluşturacak şekilde düzenlenmiştir.

Şekil 6.4'te üç seviyeli AKD katsayılarının altbant yapısı oluşturacak şekilde düzenlenmiş halleri görülmektedir. *T*: temel düşük frekans bileşenini, *Y*: yatay orta frekans bileşenini, *D*: düşey orta frekans bileşenini ve *K*: köşegensel yüksek frekans bileşenini göstermektedir.

T3	Y3	Y2	Y1
D3	K3		
D2		K2	
D1			K1

Şekil 6.4 Üç seviyeli AKD katsayılarının altbant yapısı oluşturacak şekilde düzenlenmesi

Tez kapsamında AKD üçüncü seviye altbantlar (T3, Y3, D3 ve K3) kullanılarak özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının yüz tanıma performansları tartışılmıştır.



Şekil 6.5 Üç seviyeli 8x8 blokluk AKD katsayılarının altbant yapısı oluşturacak şekilde düzenlenmiş halleri

AKD katsayılarından orta frekanslı AC katsayıları alçak geçiren süzgeçleme, gürültü ekleme gibi yaygın görüntü işleme bozulmalarından daha az etkilenirler (Huang vd. 2000). Yüksek frekanslı AC katsayıları görüntü işleme saldırılarından çok etkilenirler. Bu katsayıların görüntüden çıkarılması bile görüntü kalitesi üzerinde büyük değişim yaratmaz. Ayrıca orta frekans bileşenlerinin kullanımı yaklaşımı oldukça farklı ve yeni bir yaklaşımdır (Koch ve Zhao 1995). Çünkü yüksek frekans katsayıları saldırılar karşısında dayanıksız ve düşük frekans katsayıları algısal olarak önemlidir ve değişikliklere daha duyarlıdır.

Tez kapsamında yapılan çalışmada görüntülerin 8x8 blokluk AKD'si alınarak elde edilen üçüncü seviye temel düşük, yatay orta, dikey orta ve köşegensel yüksek frekans bileşenleri özyüz ve Fisher yüz algoritmaları ile hem kendi içlerinde hem karşılıklı olarak yüz tanıma başarımları test edilmiş, ayrıca orjinal görüntülerden oluşturulan yüz uzayı ile AKD'si alınan görüntülerden oluşturulan yüz uzayı özyüz ve Fisher yüz algoritmaları ile yüz tanıma performans testleri yapılmıştır.

6.2 Özyüz Sayısının Yüz Tanıma Oranı Üzerindeki Etkisinin Test Edilmesi

Özyüz sayısını belirlemek için özdeğerler büyükten küçüğe sıralanır ve hepsi toplanır. Daha sonra bir eşik değeri belirlenir ve özdeğerlerin toplamı ile çarpılır (E). Büyükten küçüğe sıralanan özdeğerler E'ye küçük eşit olana kadar toplanır. Kaç özdeğer toplanmışsa, yüz tanıma için o kadar özyüz kullanılacaktır. Eşik değeri farklı özyüz sayıları ile yüz tanıma testi yapabilmek için rastgele seçilmiştir.

a-)Eşik değeri=0.50, özyüz sayısı=2 olduğunda 15 girdili bir yüz uzayında 3 adet yüz doğru eşleştirilmesine rağmen 12 yüz yanlış eşleştirildi. Tanıma başarımlar oranı %20'dir.

b-)Eşik değeri=0.60, özyüz sayısı=3 olduğunda 15 girdili bir yüz uzayında 6 yüz doğru eşleştirilmesine rağmen 9 yüz yanlış eşleştirildi. Tanıma başarımlar oranı %40'dir.

c-)Eşik değeri=0.70, özyüz sayısı=4 olduğunda 15 girdili bir yüz uzayında 10 yüz doğru eşleştirilmesine rağmen 5 yüz yanlış eşleştirildi. Tanıma başarımlar oranı %66'dir.

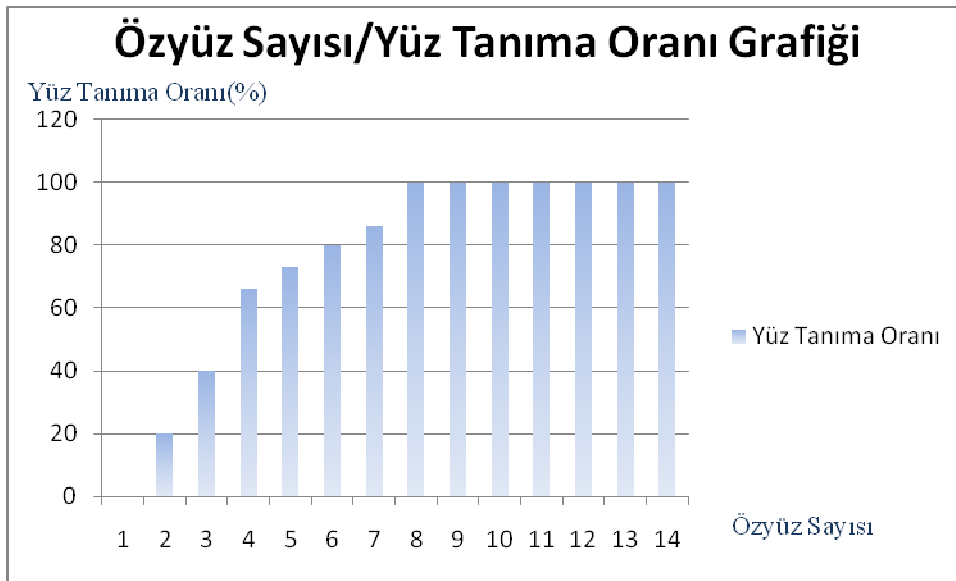
d-)Eşik değeri=0.80, özyüz sayısı=6 olduğunda 15 girdili bir yüz uzayında 11 yüz doğru eşleştirilmesine rağmen 5 yüz yanlış eşleştirildi. Tanıma başarımları oranı %73'dir.

e-)Eşik değeri=0.85, özyüz sayısı=7 olduğunda 15 girdili bir yüz uzayında 12 yüz doğru eşleştirilmesine rağmen 3 yüz yanlış eşleştirildi. Tanıma başarımları oranı %80'dir.

f-)Eşik değeri=0.88, özyüz sayısı=8 olduğunda 15 girdili bir yüz uzayında 13 yüz doğru eşleştirilmesine rağmen 2 yüz yanlış eşleştirildi. Tanıma başarımları oranı %86'dir.

g-)Eşik değeri=0.90, özyüz sayısı=9 olduğunda 15 girdili bir yüz uzayında 15 yüzün hepsi doğru eşleştirilerek tanıma başarımları oranı %100'e ulaşmıştır.

Özyüz sayısının yüz tanıma oranı üzerindeki etkisinin testi sonucu tanıma başarımları oranının özyüz sayısı arttıkça tanıma oranı artmaktadır, 15 resimlik bir yüz veritabanında 9 özyüz ile %100'lük bir başarı elde edilmiştir. Özyüzler büyükten küçüğe sıralı halde olduklarından eşik değeri arttırdığımızda önceki özyüzler de özyüz kümesi içerisinde olacağından daha önce tanınan bir yüz hep tanınmış olacaktır. Şekil 6.6'da özyüz sayısına göre tanıma başarımları grafiği gösterilmiştir.



Şekil 6.6 Özyüz sayısına göre yüz tanıma oranı grafiği

Yukarıdaki grafikten de anlaşılacağı üzere yüz tanıma başarımının %100 olabilmesi için özyüz sayısının yüz uzayındaki insan yüzü sayısı kadar olmasına gerek yoktur. 9 özyüz ile de %100'lük bir başarıım elde edilebilmektedir. 9 özyüz ile yapılan bir yüz tanıma işlemi, 15 özyüz ile yapılan bir yüz tanıma işlemine göre daha hızlı gerçekleşmektedir, ayrıca bellek kullanımı daha az olmaktadır.

6.3 Yüz Uzayındaki Görüntülere Gauss Gürültüsü Eklenerek Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi

Yüz uzayı içerisinde 15 insana ait 75 farklı poz bulunmaktadır. Test yüz uzayı ise görüntülere Gauss gürültüsü eklenerek oluşturulmuştur. Gauss gürültüsü ilk olarak 0.01 varyansla (varsayılan (default) değer) oluşturulmuş daha varyans değeri "0.025", "0.050", "0.075", "0.1", "0.125", "0.150", "0.175", "0.200", "0.225", "0.250", "0.275", "0.300", "0.325", "0.350", "0.375", "0.500", "0.700" olarak arttırılmış ve iki algoritma arasında performans testleri yapılmıştır (<http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/images/imnoise.html>, 2009). Ayrıca 75 adet görüntünün ayırık kosinüs dönüşümü (AKD) temel düşük, yatay orta ve dikey orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş yüz uzayı için "0.01", "0.025", "0.050", "0.075", "0.1", "0.125", "0.150", "0.175", "0.200", "0.225", "0.250", "0.275", "0.300", "0.325", "0.350", "0.375", "0.500", "0.700", "0.750", "0.800", "0.850", "0.900", "0.950", "1.00", "2.00", "2.50", "3.00", "4.00", "5.00" varyans değerleri ile oluşturulmuş Gauss gürültülerin eklendiği ve AKD – temel düşük, yatay orta ve dikey orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş test uzayı ile özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının yüz tanıma başarımları test edilmiştir.

6.3.1 Gauss gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının performans testi

Yüz uzayındaki 75 görüntüye sırasıyla "0.01", "0.025", "0.050", "0.075", "0.1", "0.125", "0.150", "0.175", "0.200", "0.225", "0.250", "0.275", "0.300", "0.325", "0.350", "0.375", "0.500", "0.700" varyansla Gauss gürültüsü eklenmiştir. Herbir gürültü varyansına ait örnek görüntüler şekil 6.7'de gösterilmiştir.

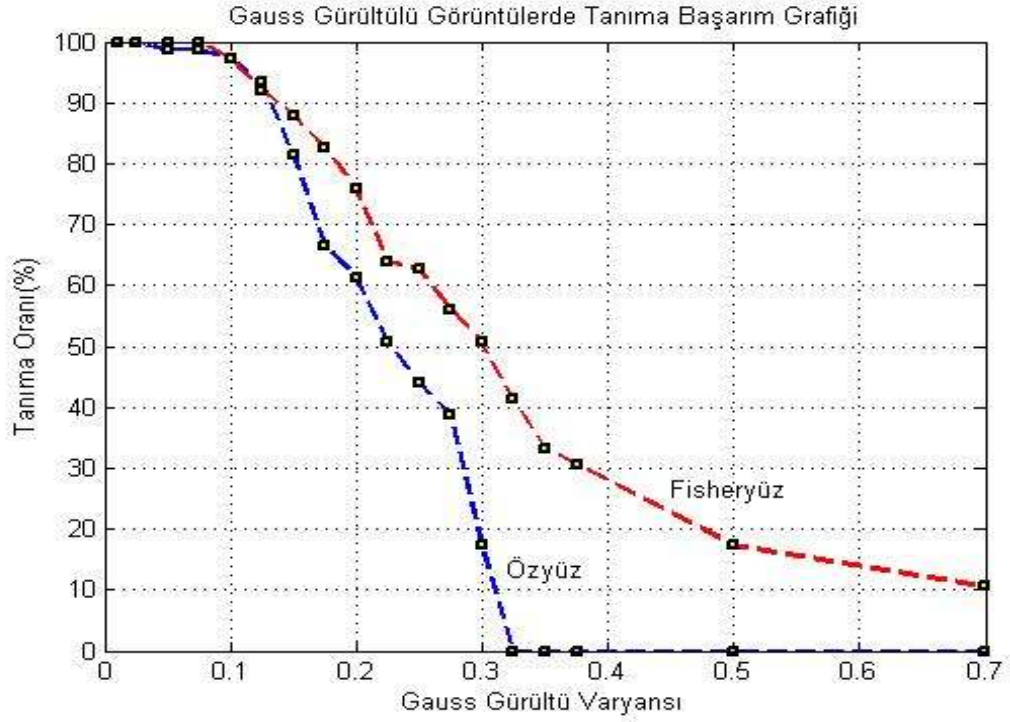


Şekil 6.7 Herbir gürültü varyansına ait örnek görüntüler

0.01, 0.025, 0.050, 0.075, 0.1, 0.125, 0.150, 0.175, 0.200, 0.225, 0.250, 0.275, 0.300, 0.325, 0.350, 0.375, 0.500, 0.700 varyansla Gauss gürültüsü eklenmiş görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

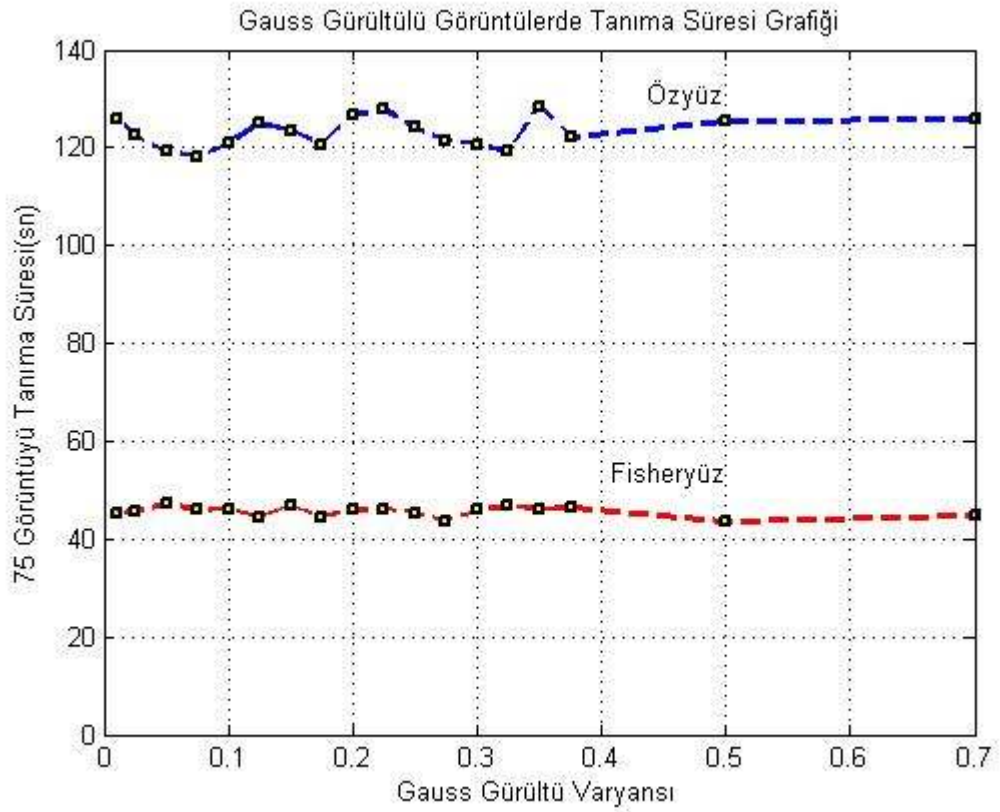
Test sonuçlarına göre Gauss gürültüsü için Fisher yüz algoritması özyüz algoritmasına göre daha üstün tanıma başarımlarına sahiptir. Özyüz algoritması gürültü varyans değeri 0.05'te iken %100 tanıma başarımının altına düşmüştür, Fisher yüz algoritmasında ise bu değer 0.1 olarak ölçülmüştür. Gürültü varyans değeri 0.375'e yükseltildiğinde özyüz algoritması tanıma yetkinliğini kaybederken, Fisher yüz algoritması gürültü varyans değerini 0.700 olduğu durumda bile 75 görüntü içerisinde 8

görüntünün kime ait olduğunu bulabilmiş ve %10.6 tanıma başarısına sahip olabilmektedir. Şekil 6.8’de Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma başarımları gösterilmiştir.



Şekil 6.8 Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma başarımları grafiği

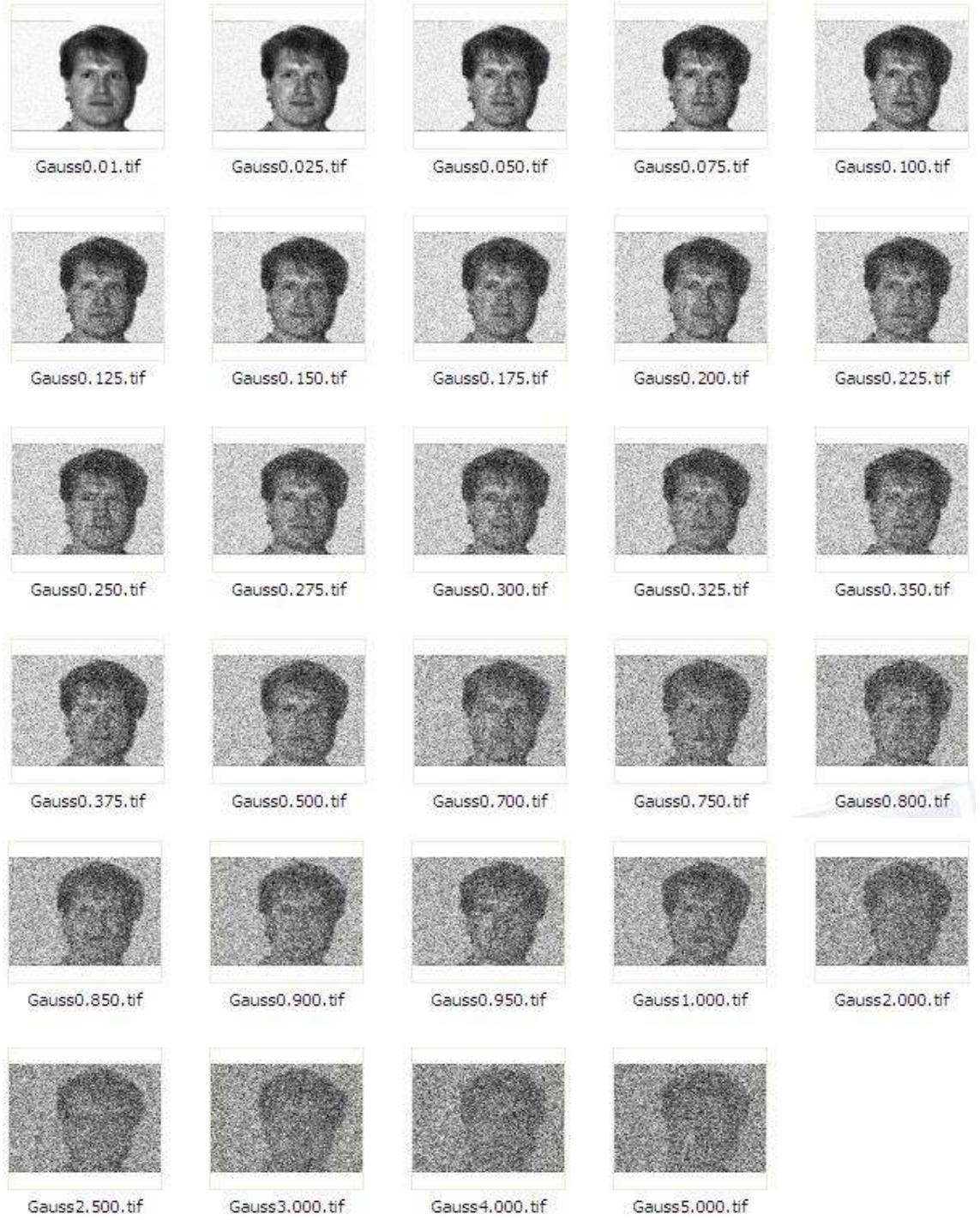
Ayrıca 75 resmi ortalama tanıma süresi özyüz algoritması için ortalama 122 sn iken Fisher yüz algoritmasında ise bu değer ortalama 45 sn olarak ölçülmüştür. Şekil 6.9’da Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma süreleri grafiği gösterilmiştir.



Şekil 6.9 Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma süreleri grafiği

6.3.2 Gauss gürültüsü için AKD'si alınmış görüntülerde yüz tanıma performans testi

Yüz uzayı içerisinde bulunan ve 15 kişiye ait 5 farklı poz içeren toplamda 75 görüntünün AKD – temel düşük, yatay orta ve düşey orta frekans bileşenleri alınarak yeniden oluşturulan yüz uzayı için “0.01”, “0.025”, “0.050”, “0.075”, “0.1”, “0.125”, “0.150”, “0.175”, “0.200”, “0.225”, “0.250”, “0.275”, “0.300”, “0.325”, “0.350”, “0.375”, “0.500”, “0.700”, “0.750”, “0.800”, “0.850”, “0.900”, “0.950”, “1.00”, “2.00”, “2.50”, “3.00”, “4.00”, “5.00” varyans değerleri ile oluşturulmuş gürültülerin eklendiği ve AKD – temel düşük, yatay orta ve düşey orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş test uzayı ile özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının yüz tanıma başarımları test edilmiştir. Herbir gürültü varyansına ait örnek görüntüler şekil 6.10’da gösterilmiştir.



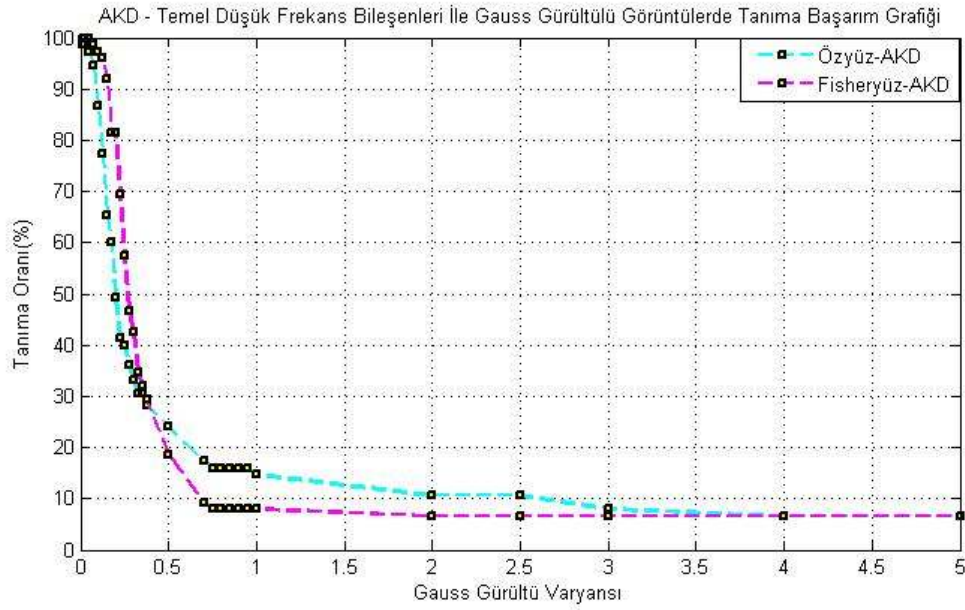
Şekil 6.10 Herbir Gauss gürültü varyansına ait örnek görüntüler

6.3.2.1 Gauss gürültüsü için AKD temel düşük frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

0.01, 0.025, 0.050, 0.075, 0.1, 0.125, 0.150, 0.175, 0.200, 0.225, 0.250, 0.275, 0.300, 0.325, 0.350, 0.375, 0.500, 0.700, 0.750, 0.800, 0.850, 0.900, 0.950, 1.00, 2.00, 2.50,

3.00 ,4.00, 5.00 varyansla Gauss gürültüsü eklenmiş ve AKD temel düşük frekans bileşenlerinin oluşturduğu görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

Şekil 6.11’de AKD – temel düşük frekans bileşenleri ile Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği gösterilmiştir.



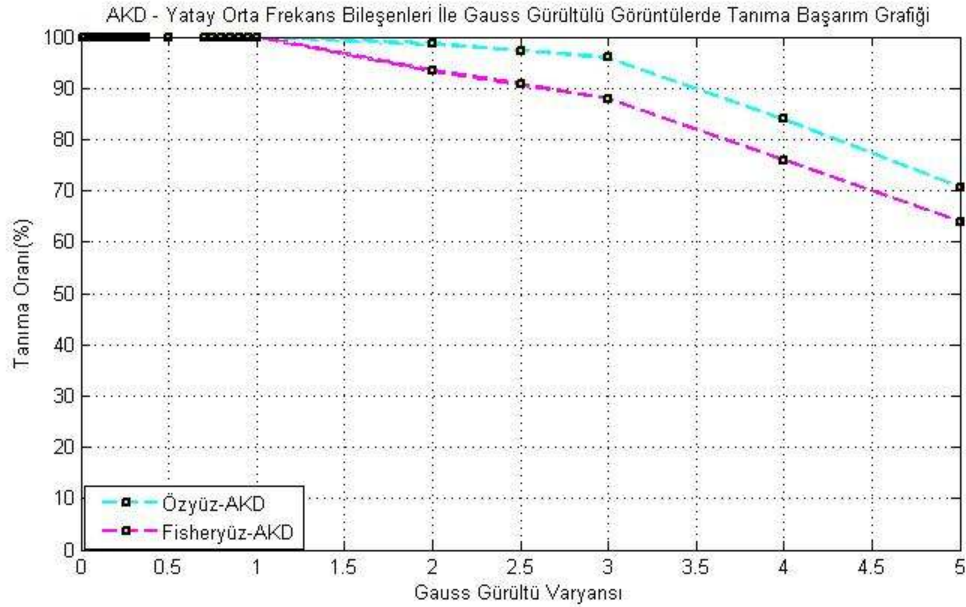
Şekil 6.11 AKD – temel düşük frekans bileşenleri ile Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği

AKD için frekansın en düşük ve genliğin ise en büyük olduğu bölge temel düşük frekans bileşenlerinin bulunduğu bölgedir. Bu bölge gereksiz yüksek frekanslardan temizlenmiş, bir nevi orijinal görüntünün sıkıştırılmış halidir. Ayrıca temel düşük frekans bileşenleri algısal olarak önemlidir ve değişikliklere daha duyarlıdır (Koch ve Zhao 1995). Bundan dolayı şekil 6.11’den de görüleceği gibi AKD – temel düşük frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş görüntülerde Gauss gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmasının yüz tanıma başarımları, AKD’si alınmamış görüntüler üzerinden yapılan testlerle karşılaştırıldığında hemen hemen aynı tanıma başarımlarına sahip oldukları görülmüştür.

6.3.2.2 Gauss gürültüsü için AKD yatay orta frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

0.01, 0.025, 0.050, 0.075, 0.1, 0.125, 0.150, 0.175, 0.200, 0.225, 0.250, 0.275, 0.300, 0.325, 0.350, 0.375, 0.500, 0.700, 0.750, 0.800, 0.850, 0.900, 0.950, 1.00, 2.00, 2.50, 3.00, 4.00, 5.00 varyansla Gauss gürültüsü eklenmiş ve AKD yatay orta frekans bileşenlerinin oluşturduğu görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

Şekil 6.12’de AKD – yatay orta frekans bileşenleri ile Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği gösterilmiştir.



Şekil 6.12 AKD – yatay orta frekans bileşenleri ile Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği

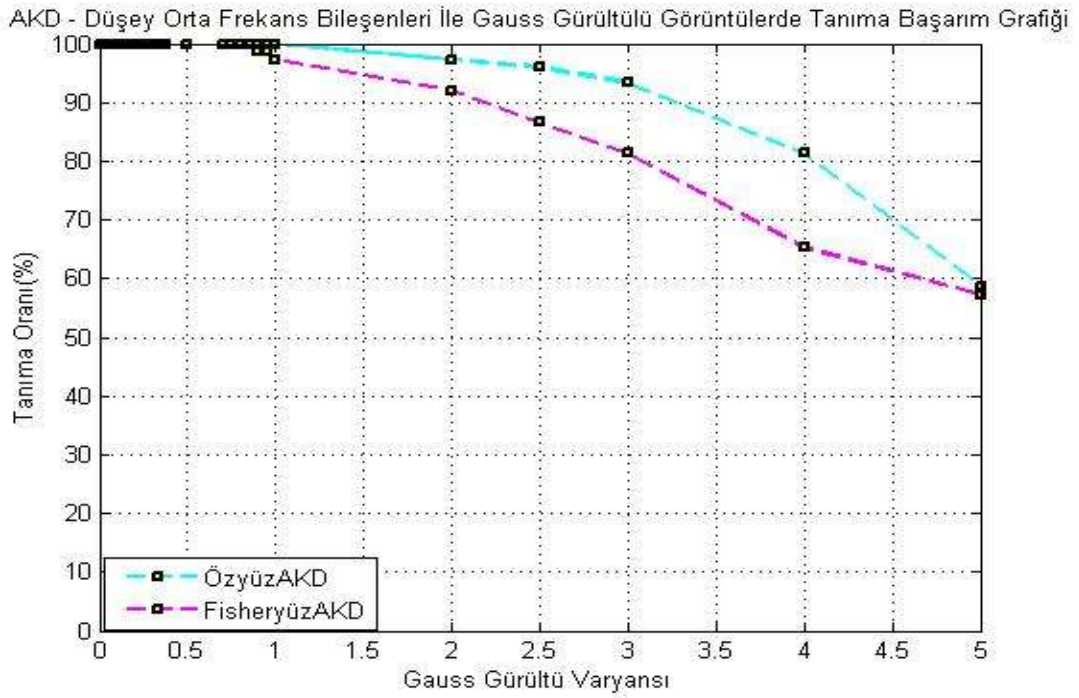
AKD için orta frekans bileşenlerinin bulunduğu bölge gürültü ekleme gibi yaygın görüntü işleme saldırılarından daha az etkilenirler (Huang vd. 2000). Bundan dolayı Şekil 7.20’den de görüleceği gibi AKD – yatay orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş görüntülerde Gauss gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmasının yüz tanıma başarısı, AKD’si alınmamış görüntüler üzerinden yapılan testlere göre oldukça

başarılıdır. Gauss gürültü varyansı 5 olduğunda dahi özyüz algoritmasının başarısı %70.66, Fisher yüz algoritmasının başarısı ise %64 olarak ölçülmüştür.

6.3.2.3 Gauss gürültüsü için AKD düşey orta frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

0.01, 0.025, 0.050, 0.075, 0.1, 0.125, 0.150, 0.175, 0.200, 0.225, 0.250, 0.275, 0.300, 0.325, 0.350, 0.375, 0.500, 0.700, 0.750, 0.800, 0.850, 0.900, 0.950, 1.00, 2.00, 2.50, 3.00, 4.00, 5.00 varyansla Gauss gürültüsü eklenmiş ve AKD düşey orta frekans bileşenlerinin oluşturduğu görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

Şekil 6.13'te AKD – düşey orta frekans bileşenleri ile Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği gösterilmiştir.



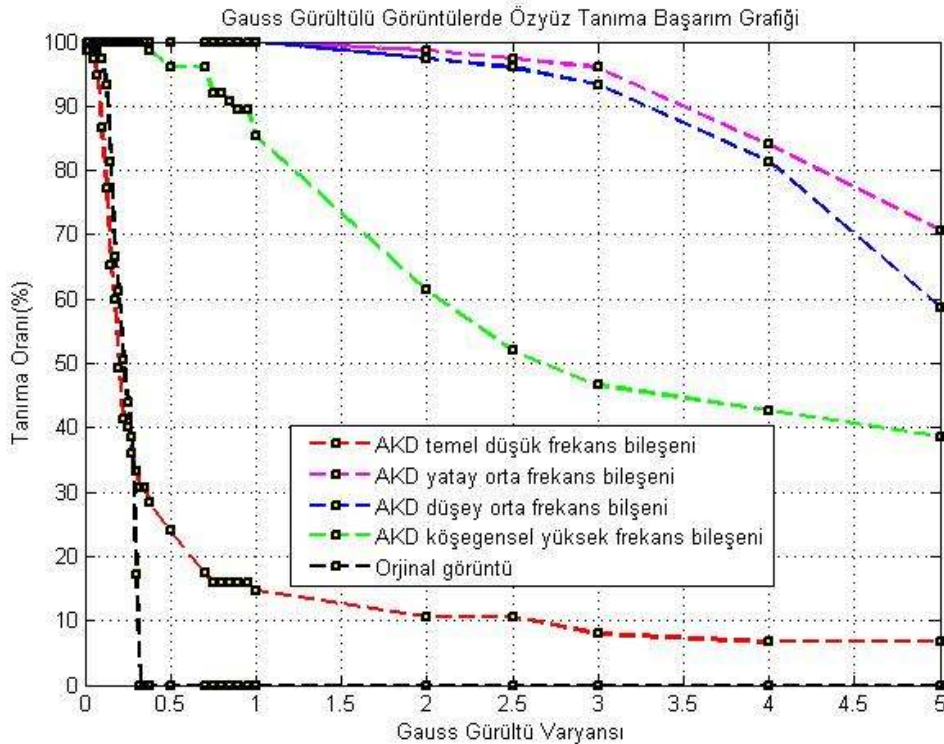
Şekil 6.13 AKD – düşey orta frekans bileşenleri ile Gauss gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği

AKD için orta frekans bileşenlerinin bulunduğu bölge gürültü ekleme gibi yaygın görüntü işleme saldırılarından daha az etkilenirler (Huang vd. 2000). Bundan dolayı Şekil 7.21'den de görüleceği gibi AKD – düşey orta frekans bileşenleri alınarak

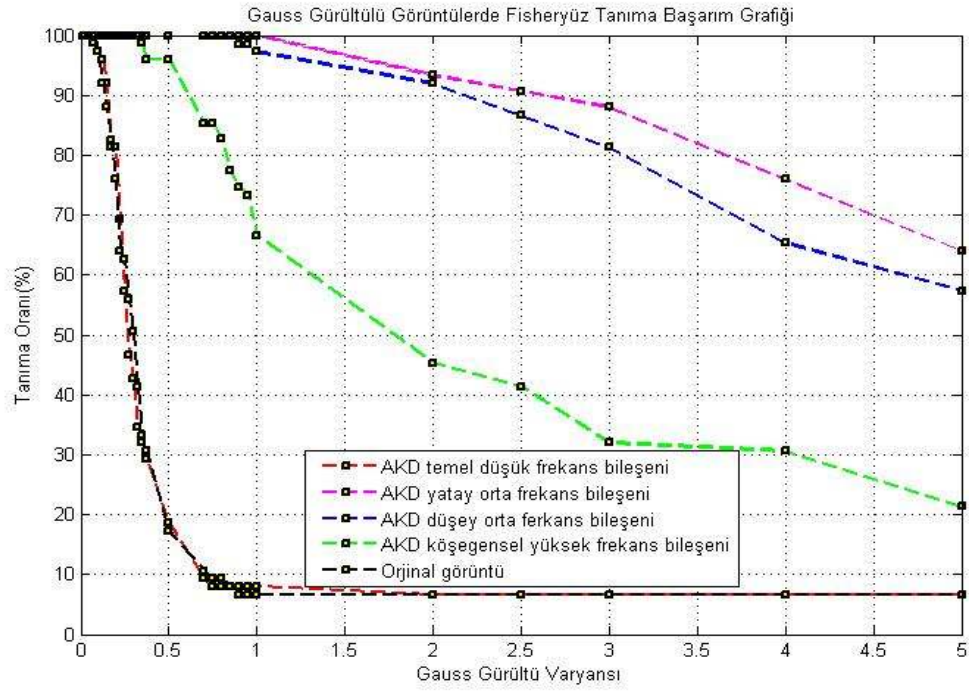
oluşturulmuş görüntülerde Gauss gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmasının yüz tanıma başarısı, AKD'si alınmamış görüntüler üzerinden yapılan testlere göre oldukça başarılıdır. Gauss gürültü varyansı 5 olduğunda dahi özyüz algoritmasının başarısı %58.66, Fisher yüz algoritmasının başarısı ise %57.30 olarak ölçülmüştür.

6.3.2.4 Gauss gürültüsü için AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile yapılan yüz tanıma testi

Özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının 0.01, 0.025, 0.050, 0.075, 0.1, 0.125, 0.150, 0.175, 0.200, 0.225, 0.250, 0.275, 0.300, 0.325, 0.350, 0.375, 0.500, 0.700, 0.750, 0.800, 0.850, 0.900, 0.950, 1.00, 2.00, 2.50, 3.00, 4.00, 5.00 varyansla Gauss gürültüsü eklenmiş ve AKD temel düşük, yatay orta, dikey orta, köşegensel yüksek frekans bileşenlerinden meydana gelen görüntüler ve orijinal görüntü için her bir algoritmanın kendi içlerinde 75 adet görüntüyü tanıma başarımlarını kıyaslayabilmek için aşağıdaki grafikleri incelemek yeterlidir.



Şekil 6.14 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile Gauss gürültülü görüntülerde özyüz tanıma başarım grafiği

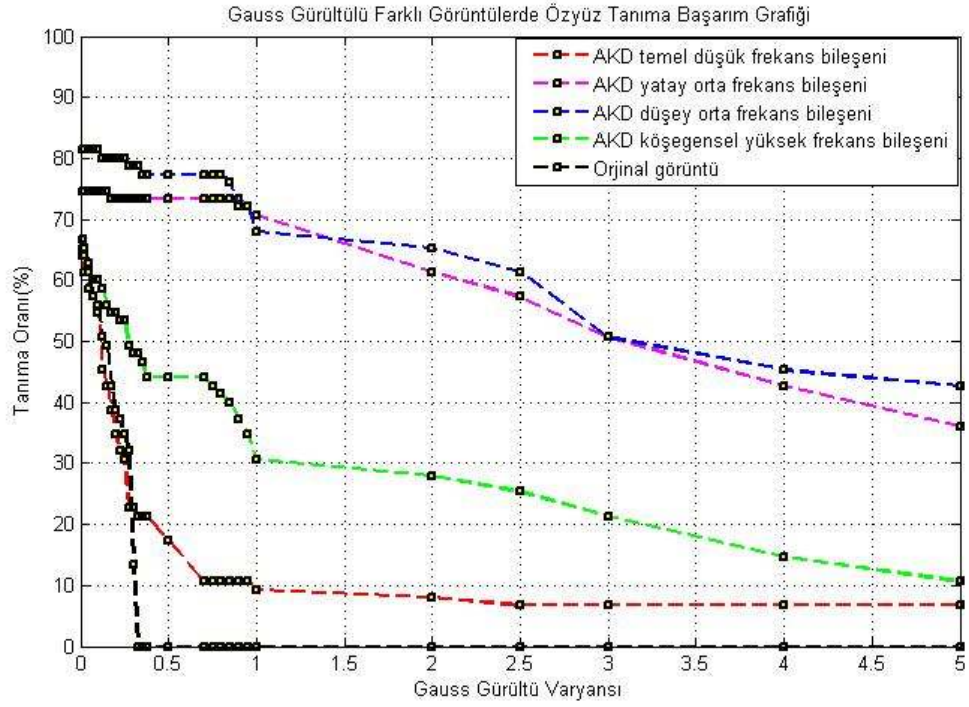


Şekil 6.15 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile Gauss gürültülü görüntülerde Fisher yüz tanıma başarımları grafiği

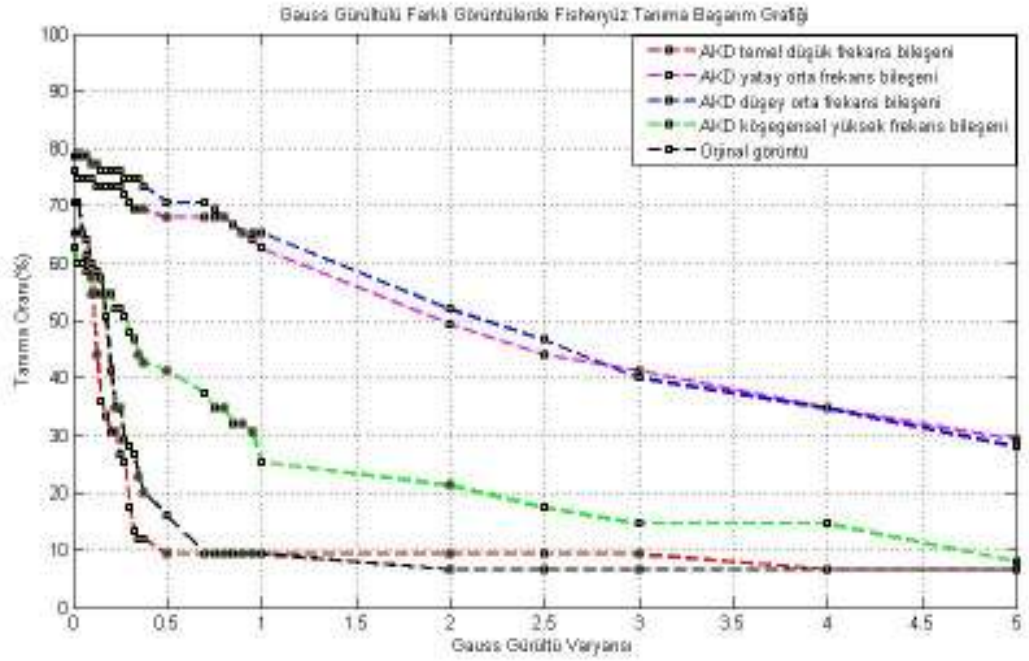
Şekil 6.14-6.15'te görüleceği gibi hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları için temel düşük frekans bileşenleri kullanılarak yapılan yüz tanıma testlerinde başarı oranı orijinal görüntüler ile yapılan test sonuçlarına yakın çıkmıştır, bunun nedeni düşük frekans bileşenleri algısal olarak önemlidir ve değişikliklere daha duyarlıdır (Koch ve Zhao 1995). Temel düşük frekans bileşenleri için gürültü eklendiğinde bozulma yatay orta, dikey orta ve köşegensel yüksek bileşenlerine göre daha yüksektir. Köşegensel yüksek frekans bileşeni kullanılmadan görüntü yeniden elde edilebilir çünkü köşegensel bileşen görüntüye ilişkin çok fazla bilgi içermemektedir. Bundan dolayı tanıma başarısı yatay ve dikey orta frekans bileşenlerine göre daha düşüktür. Yatay ve dikey orta frekans bileşenlerinin bulunduğu bölge gürültü ekleme gibi yaygın görüntü işleme saldırılarından daha az etkilendiğinden ötürü başarı oranı diğer yöntemler ile yapılan testlere göre oldukça başarılı sonuçlar elde edilmiştir. (Huang vd. 2000).

6.3.2.5 Gauss gürültülü yüz uzayında yer almayan pozlar ve bu pozların AKD bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

Özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının yüz uzayında bulunan kişilere ait farklı pozlara 0.01, 0.025, 0.050, 0.075, 0.1, 0.125, 0.150, 0.175, 0.200, 0.225, 0.250, 0.275, 0.300, 0.325, 0.350, 0.375, 0.500, 0.700, 0.750, 0.800, 0.850, 0.900, 0.950, 1.00, 2.00, 2.50, 3.00, 4.00, 5.00 varyansla Gauss gürültüsü eklenmiş ve AKD temel düşük, yatay orta, düşey orta, köşegensel yüksek frekans bileşenlerinden meydana gelen görüntüler ve orijinal görüntü için her bir algoritmanın kendi içlerinde 75 adet görüntüyü tanıma başarımlarını kıyaslayabilmek için aşağıdaki grafikleri incelemek yeterlidir.



Şekil 6.16 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile Gauss gürültülü yüz uzayında yer almayan pozlarda özyüz tanıma başarımlarını kıyaslayan grafik



Şekil 6.17 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile Gauss gürültülü yüz uzayında yer almayan pozlarda Fisher yüz tanıma başarımlar grafiği

Şekil 6.16 ve şekil 6.17'de görüleceği gibi hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları için yüz uzayında yer almayan pozlar için yapılan testlerde aynı pozlar için yapılan testler ile aynı karakteristiğe sahip sonuçlar elde edilmiştir. Aynı pozlarla yapılan testlerde gürültü yoğunluğunun en az olduğu noktada tanıma oranı %100 iken, farklı pozlarla yapılan testlerde bu oran %70-80 civarında çıkmıştır. Farklı pozlar ile yapılan testlerde sonuç beklenildiği gibi düşmüştür. AKD yatay ve dikey orta frekans bileşenleri tanıma sonuçları diğer AKD bileşenlerine ve orijinal görüntülere ait tanıma sonuçlarına göre daha başarılıdır. Yüz uzayında yer almayan pozlar ile yapılan test sonuçları ise yüz uzayında yer alan görüntüler ile yapılan testlere göre başarımları daha az çıkmıştır. Gürültü varyansı arttırıldığında ise tanıma oranı peyder pey düşmektedir.

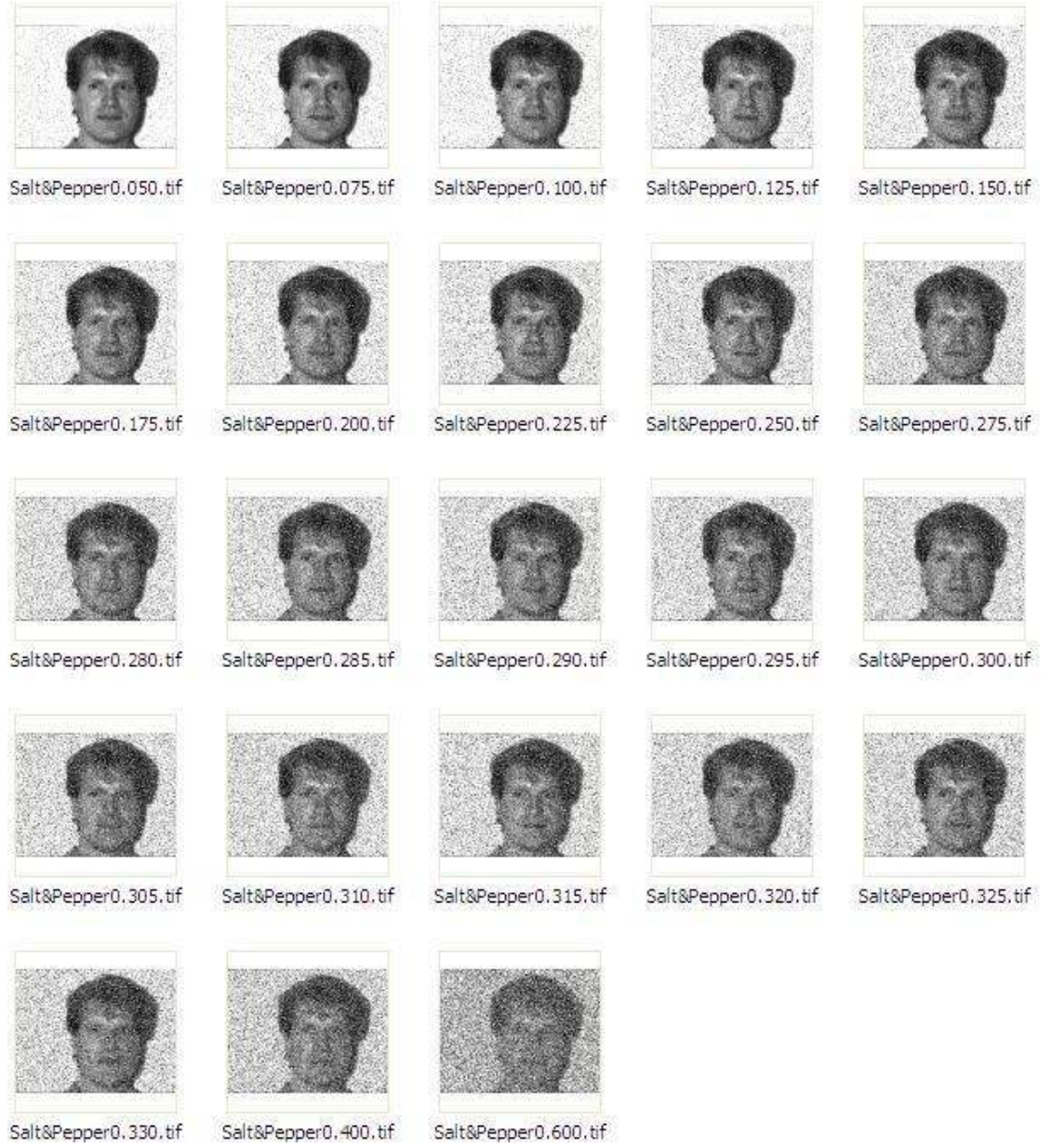
6.4 Yüz Uzayındaki Görüntülere Tuz&Biber Gürültüsü Eklenerek Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi

Yüz uzayı içerisinde 15 insana ait 75 farklı poz bulunmaktadır. Test yüz uzayı ise görüntülere tuz&biber gürültüsü eklenerek oluşturulmuştur. Tuz&biber gürültüsü ilk olarak 0.050 yoğunlukla (varsayılan(default) değer) oluşturulmuş daha sonra yoğunluk değeri “0.075”, ”0.100” “0.125”, “0.150”, ”0.175”, “0.200”, “0.225”, ”0.250”, “0.275”, “0.280”, ”0.285” ,“0.290”, “0.295”, ”0.300”, “0.305”, “0.310”, ”0.315”, “0.320” , “0.325”, “0.330”, ”0.400”, “0.600” olarak arttırılmış ve iki algoritma arasında performans testleri yapılmıştır (<http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/images/imnoise.html>, 2009).

Ayrıca 75 adet görüntünün ayırık kosinüs dönüşümü (AKD) temel düşük, yatay orta ve düşey orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş yüz uzayı için “0.050”, “0.075”, ”0.100” “0.125”, “0.150”, ”0.175”, “0.200”, “0.225”, ”0.250”, “0.275”, “0.280”, ”0.285” ,“0.290”, “0.295”, ”0.300”, “0.305”, “0.310”, ”0.315”, “0.320”, “0.325”, ”0.330”, “0.400”, “0.600”, ”0.700” ,“0.750”, “0.800”, ”0.850”, “0.900” yoğunluk değerleri ile oluşturulmuş tuz&biber gürültülerin eklendiği ve AKD – temel düşük, yatay orta ve düşey orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş test uzayı ile özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının yüz tanıma başarımları test edilmiştir.

6.4.1 Tuz&biber gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının performans testi

Yüz uzayındaki 75 görüntüye sırasıyla “0.075”, ”0.100” “0.125”, “0.150”, ”0.175”, “0.200”, “0.225”, ”0.250”, “0.275”, “0.280”, ”0.285” ,“0.290”, “0.295”, ”0.300”, “0.305”, “0.310”, ”0.315”, “0.320”, “0.325”, “0.330”, ”0.400”, “0.600” yoğunlukla tuz&biber gürültüsü eklenmiştir. Herbir gürültü yoğunluğuna ait örnek görüntüler şekil 6.18’te gösterilmiştir.

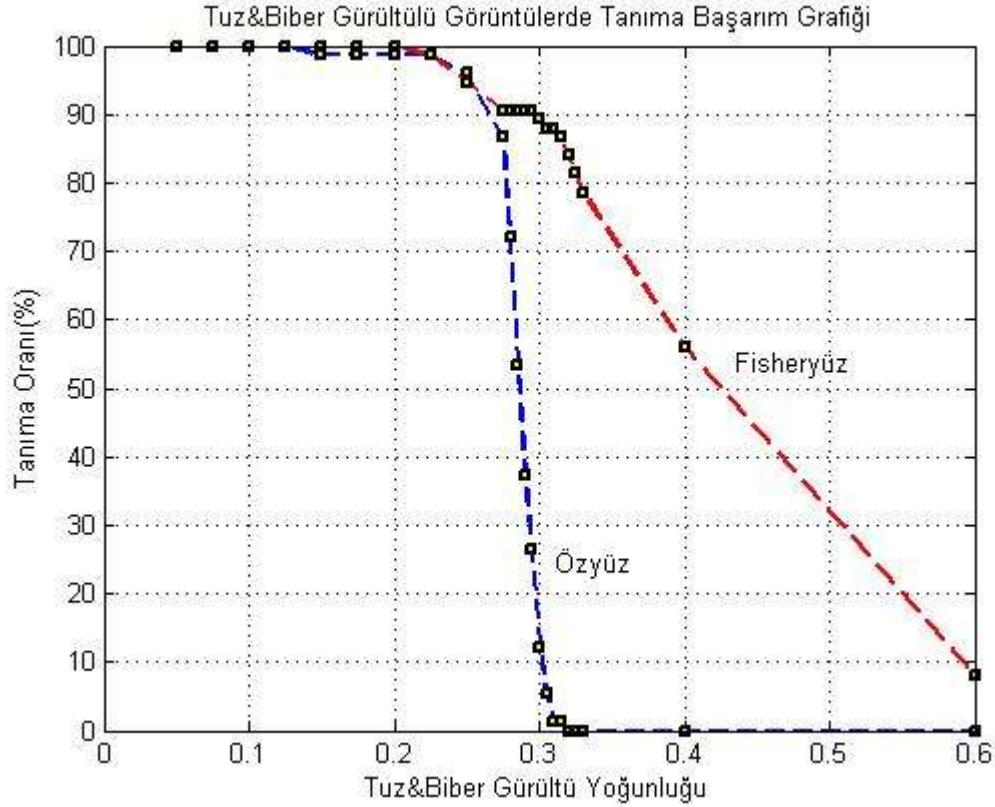


Şekil 6.18 Herbir gürültü yoğunluğuna ait örnek görüntüler

0.050, 0.075, 0.100, 0.125, 0.150, 0.175, 0.200, 0.225, 0.250, 0.275, 0.280, 0.285, 0.290, 0.295, 0.300, 0.305, 0.310, 0.315, 0.320, 0.325, 0.330, 0.400, 0.600 yoğunlukla tuz&biber gürültüsü eklenmiş görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

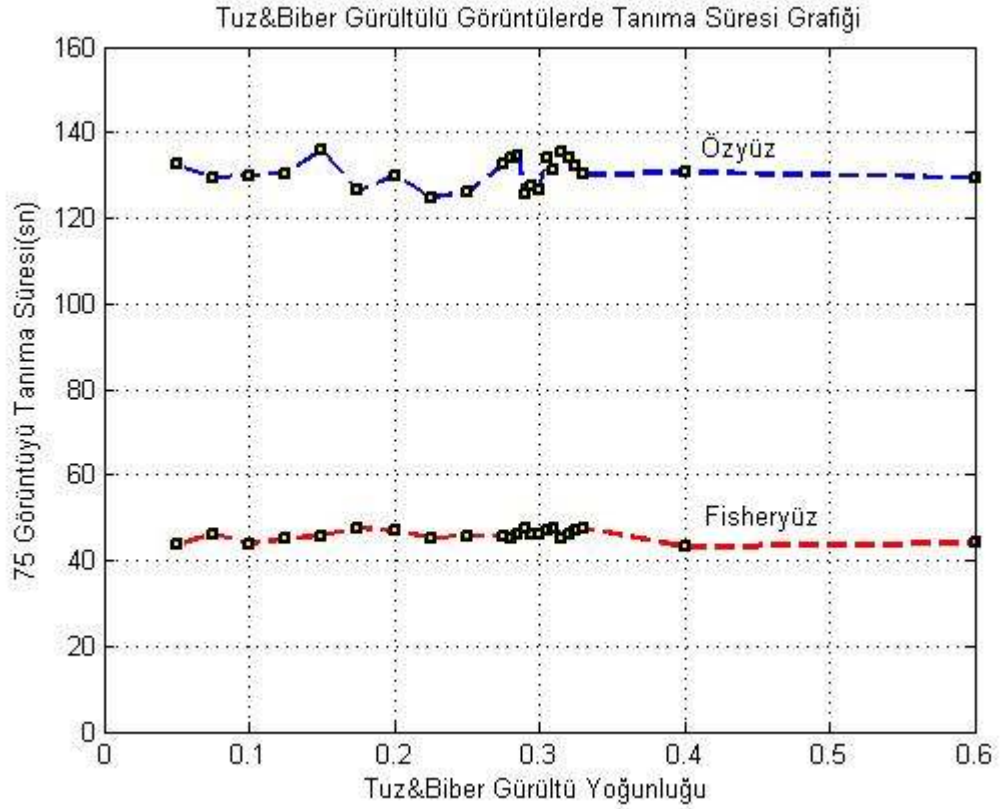
Test sonuçlarına göre tuz&biber gürültüsü için Fisher yüz algoritması özyüz algoritmasına göre daha üstün tanıma başarımlarına sahiptir. Özyüz algoritması gürültü yoğunluk değeri 0.150'de iken %100 tanıma başarımının altına düşmüştür,

Fisher yüz algoritmasında ise bu değer 0.225 olarak ölçülmüştür. Gürültü yoğunluk değeri 0.320'e yükseltildiğinde özyüz algoritması tanıma yetkinliğini kaybederken, Fisher yüz algoritması gürültü varyans değerini 0.600 olduğu durumda bile 75 görüntü içerisinde 6 görüntünün kime ait olduğunu bulabilmiş ve %8 tanıma başarısına sahip olabilmektedir. Şekil 6.19'da tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma başarımları gösterilmiştir.



Şekil 6.19 Tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma başarımları grafiği

Ayrıca 75 resmi ortalama tanıma süresi özyüz algoritması için ortalama 132 sn iken Fisher yüz algoritmasında ise bu değer ortalama 45 sn olarak ölçülmüştür. Şekil 6.20'de tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma süresi grafiği gösterilmiştir.



Şekil 6.20 Tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma süresi grafiği

6.4.2 Tuz&biber gürültüsü için AKD'si alınmış görüntülerde yüz tanıma testleri

Yüz uzayı içerisinde bulunan ve 15 kişiye ait 5 farklı poz içeren toplamda 75 görüntünün AKD – temel düşük, yatay orta ve düşey orta frekans bileşenleri alınarak yeniden oluşturulan yüz uzayı için “0.050”, “0.075”, ”0.100” “0.125”, “0.150”, ”0.175”, “0.200”, “0.225”, ”0.250”, “0.275”, “0.280”, ”0.285”, “0.290”, “0.295”, ”0.300”, “0.305”, “0.310”, ”0.315”, “0.320”, “0.325”, ”0.330”, “0.400”, “0.600”, ”0.700”, “0.750”, “0.800”, ”0.850”, “0.900”, “1.00” yoğunluk değerleri ile oluşturulmuş tuz&biber gürültülerinin eklendiği ve AKD – temel düşük, yatay orta ve düşey orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş test uzayı ile özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının yüz tanıma başarımları test edilmiştir. Herbir gürültü yoğunluğuna ait örnek görüntüler şekil 6.21’de gösterilmiştir.

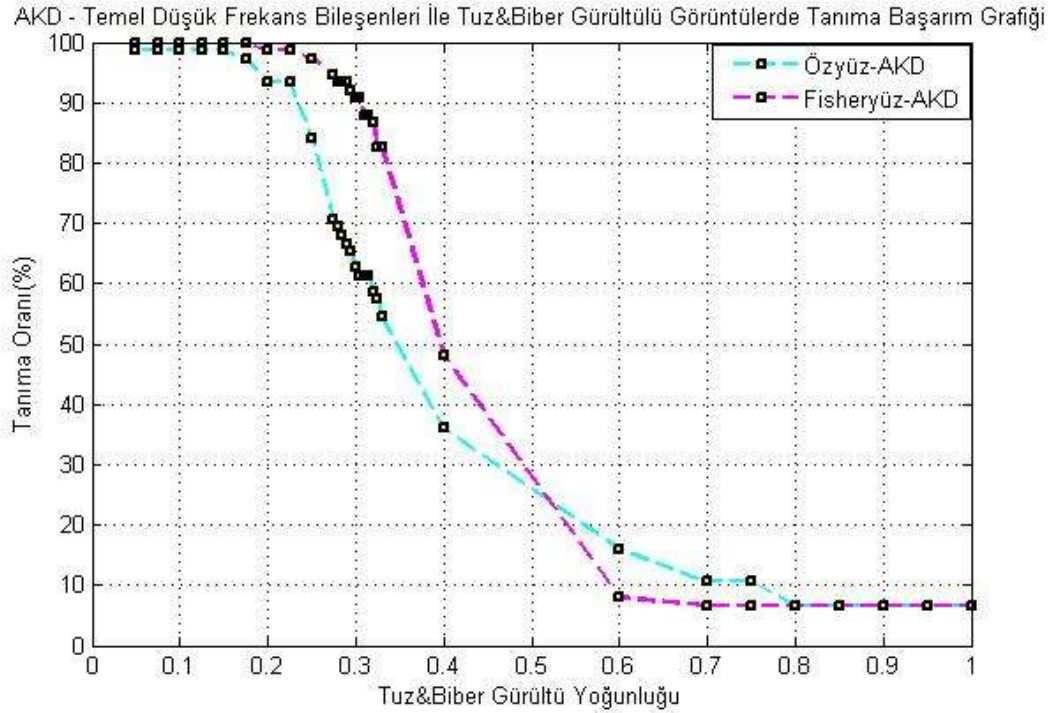


Şekil 6.21 Herbir gürültü yoğunluğuna ait örnek görüntüler

6.4.2.1 Tuz&biber gürültüsü için AKD temel düşük frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

0.050, 0.075, 0.100, 0.125, 0.150, 0.175, 0.200, 0.225, 0.250, 0.275, 0.280, 0.285, 0.290, 0.295, 0.300, 0.305, 0.310, 0.315, 0.320, 0.325, 0.330, 0.400, 0.600, 0.700, 0.750, 0.800, 0.850, 0.900, 1.00 yoğunluk değerleri ile tuz&biber gürültüsü eklenmiş ve AKD temel düşük frekans bileşenlerinin oluşturduğu görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

Şekil 6.22’de AKD – temel düşük frekans bileşenleri ile tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği gösterilmiştir.



Şekil 6.22 AKD – temel düşük frekans bileşenleri ile tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği

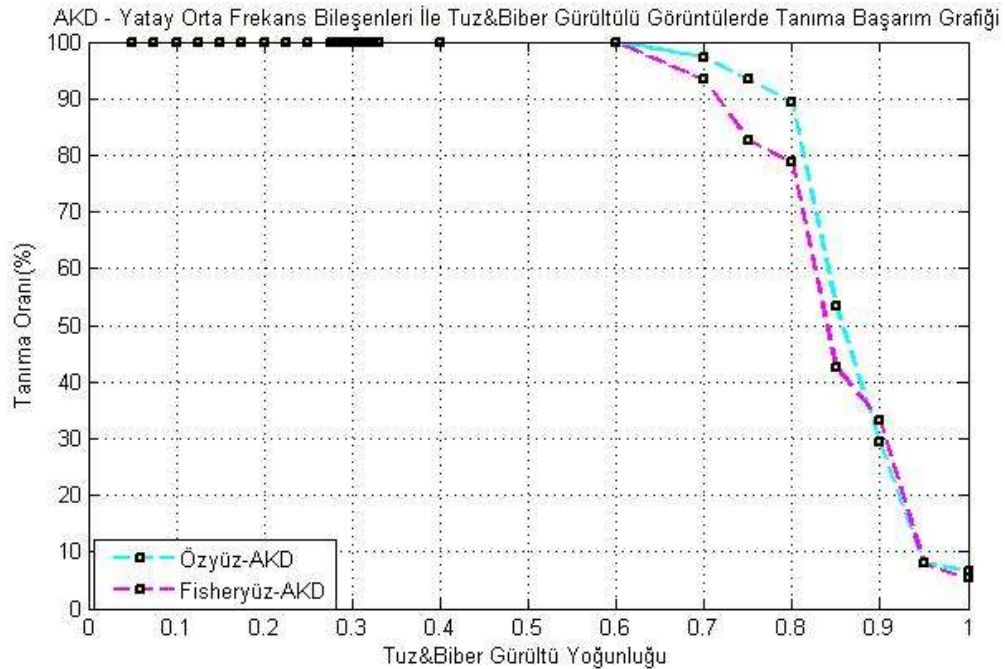
AKD için frekansın en düşük ve genliğin ise en büyük olduğu bölge temel düşük frekans bileşenlerinin bulunduğu bölgedir. Bu bölge gereksiz yüksek frekanslardan temizlenmiş, bir nevi orijinal görüntünün sıkıştırılmış halidir. Ayrıca düşük frekans bileşenleri algısal olarak önemlidir ve değişikliklere daha duyarlıdır (Koch ve Zhao

1995). Bundan dolayı Şekil 6.22’den de görüleceği gibi AKD – temel düşük frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş görüntülerde tuz&biber gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmasının yüz tanıma başarısı, AKD’si alınmamış görüntüler üzerinden yapılan testlerle karşılaştırıldığında hemen hemen aynı tanıma başarımlarına sahip oldukları görülmüştür.

6.4.2.2 Tuz&biber gürültüsü için AKD yatay orta frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

0.050, 0.075, 0.100, 0.125, 0.150, 0.175, 0.200, 0.225, 0.250, 0.275, 0.280, 0.285, 0.290, 0.295, 0.300, 0.305, 0.310, 0.315, 0.320, 0.325, 0.330, 0.400, 0.600, 0.700, 0.750, 0.800, 0.850, 0.900, 1.00 yoğunluk değerleri ile tuz&biber gürültüsü eklenmiş ve AKD yatay orta frekans bileşenlerinin oluşturduğu görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

Şekil 6.23’te AKD – yatay orta frekans bileşenleri ile tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği gösterilmiştir.



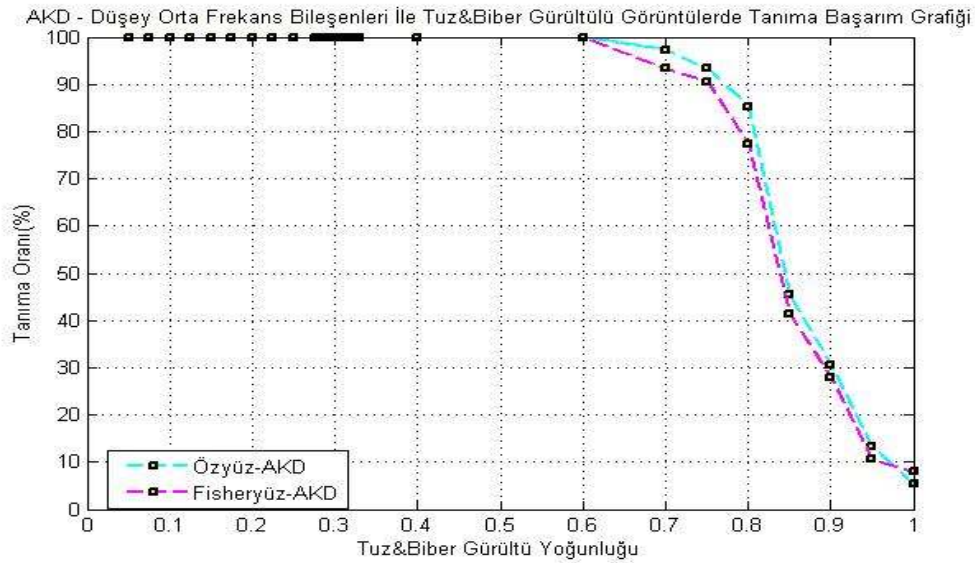
Şekil 6.23 AKD – yatay orta frekans bileşenleri ile tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği

AKD için yatay orta frekans bileşenlerinin bulunduğu bölge gürültü ekleme gibi yaygın görüntü işleme saldırılarından daha az etkilenirler (Huang vd. 2000). Bundan dolayı Şekil 6.23'den de görüleceği gibi AKD – yatay orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş görüntülerde tuz&biber gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmasının yüz tanıma başarısı, AKD'si alınmamış görüntüler üzerinden yapılan testlere göre oldukça başarılıdır. Tuz&biber gürültü yoğunluğu 0.9 olduğunda dahi özyüz algoritmasının başarısı %29.33, Fisher yüz algoritmasının başarısı ise %33.33 olarak ölçülmüştür.

6.4.2.3 Tuz&biber gürültüsü için AKD düşey orta frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

0.050, 0.075, 0.100, 0.125, 0.150, 0.175, 0.200, 0.225, 0.250, 0.275, 0.280, 0.285, 0.290, 0.295, 0.300, 0.305, 0.310, 0.315, 0.320, 0.325, 0.330, 0.400, 0.600, 0.700, 0.750, 0.800, 0.850, 0.900, 1.00 yoğunluk değerleri ile tuz&biber gürültüsü eklenmiş ve AKD düşey orta frekans bileşenlerinin oluşturduğu görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

Şekil 6.24'te AKD – düşey orta frekans bileşenleri ile tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği gösterilmiştir.

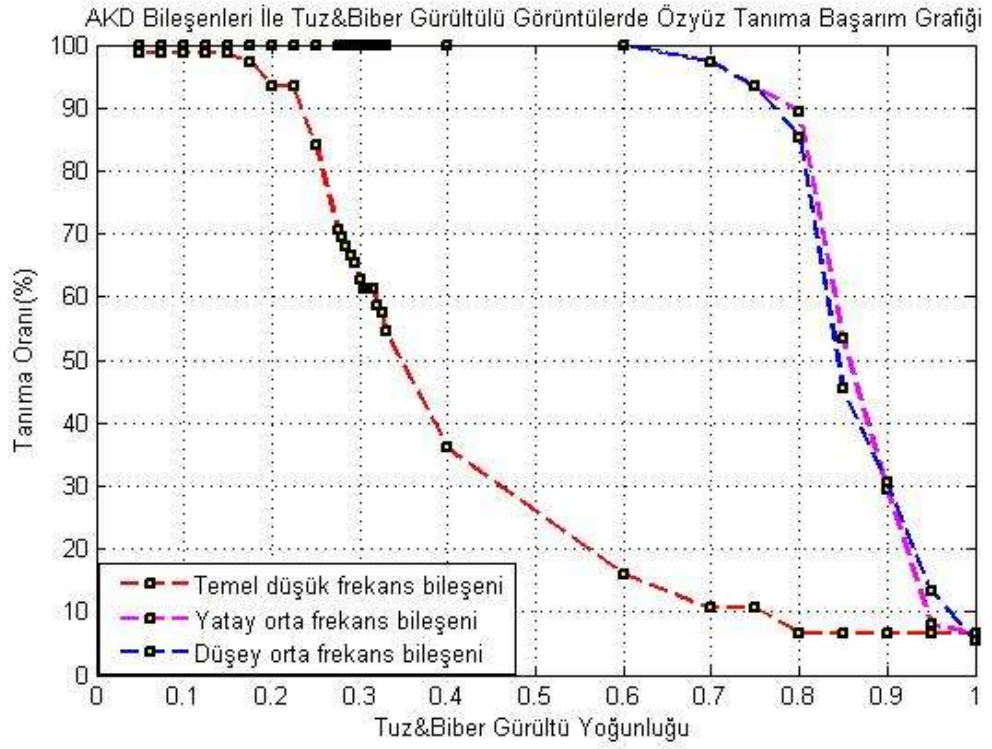


Şekil 6.24 AKD – düşey orta frekans bileşenleri ile tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği

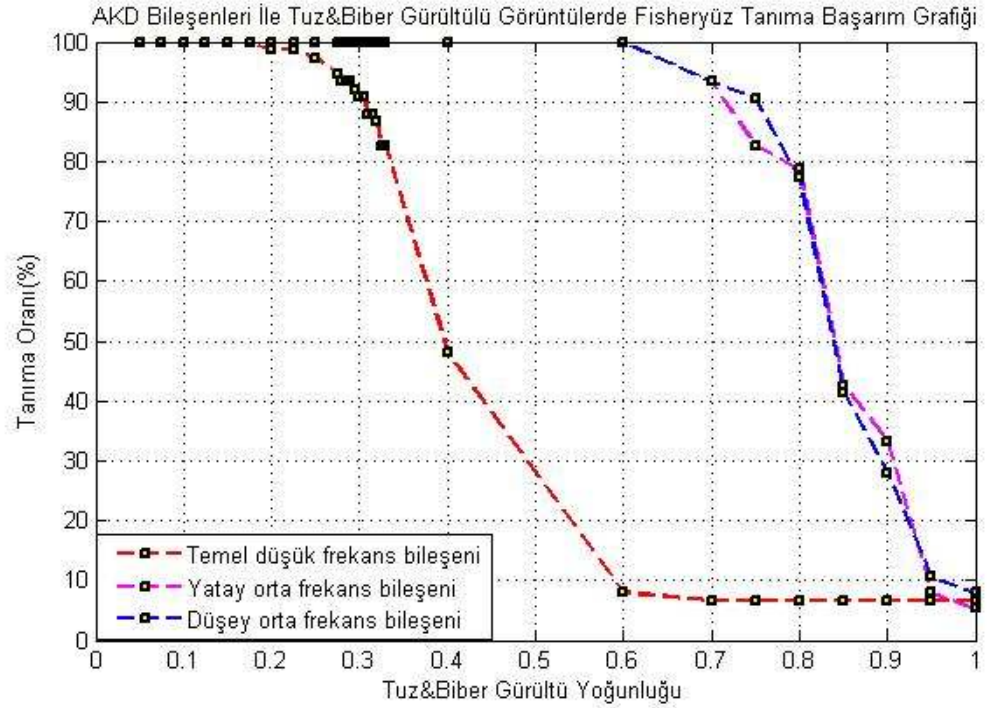
AKD için düşey orta frekans bileşenlerinin bulunduğu bölge gürültü ekleme gibi yaygın görüntü işleme saldırılarından daha az etkilenirler (Huang vd. 2000). Bundan dolayı Şekil 6.24'ten de görüleceği gibi AKD – yatay orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş görüntülerde tuz&biber gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmasının yüz tanıma başarısı, AKD'si alınmamış görüntüler üzerinden yapılan testlere göre oldukça başarılıdır. Tuz&biber gürültü yoğunluğu 0.9 olduğunda dahi özyüz algoritmasının başarısı %30.66, Fisher yüz algoritmasının başarısı ise %28 olarak ölçülmüştür.

6.4.2.4 Tuz&biber gürültüsü için AKD bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

Özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının 0.050, 0.075, 0.100, 0.125, 0.150, 0.175, 0.200, 0.225, 0.250, 0.275, 0.280, 0.285, 0.290, 0.295, 0.300, 0.305, 0.310, 0.315, 0.320, 0.325, 0.330, 0.400, 0.600, 0.700, 0.750, 0.800, 0.850, 0.900, 1.00 yoğunlukla tuz&biber gürültüsü eklenmiş ve AKD temel düşük, yatay orta ve düşey orta frekans bileşenlerinden meydana gelen 75 adet görüntü için her bir algoritmanın kendi içlerinde tanıma başarımlarını kıyaslayabilmek için aşağıdaki grafikleri incelemek yeterlidir.



Şekil 6.25 AKD bileşenleri ile tuz&biber gürültülü görüntülerde özyüz tanıma başarımları grafiği

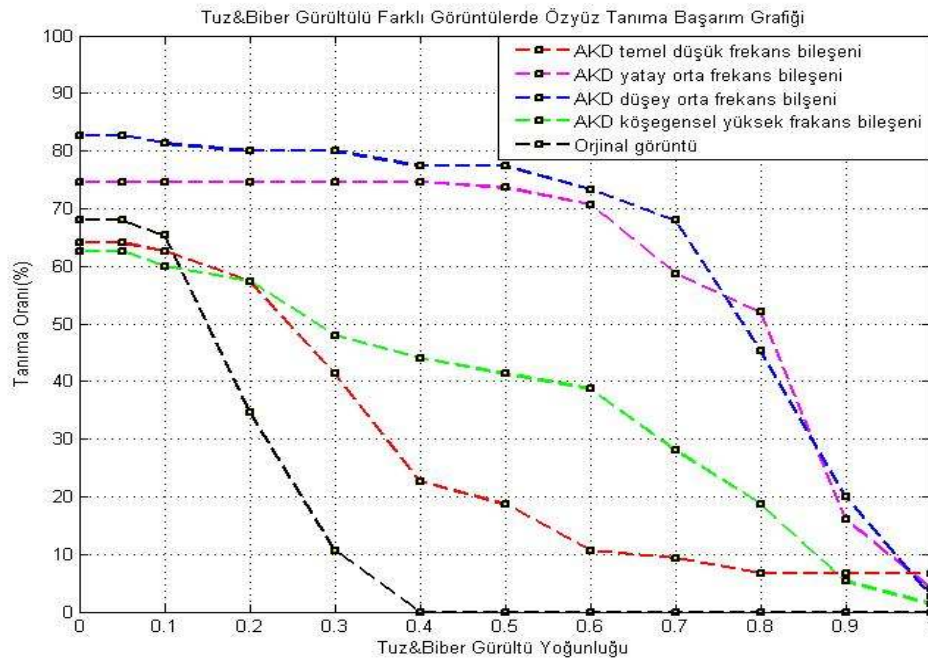


Şekil 6.26 AKD bileşenleri ile tuz&biber gürültülü görüntülerde Fisher yüz tanıma başarımları grafiği

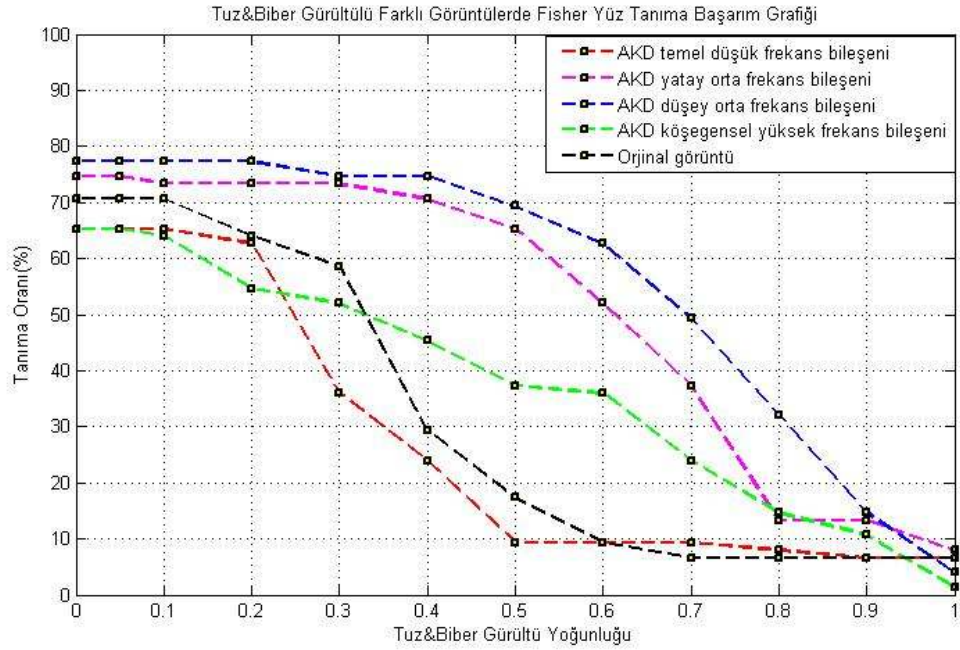
Şekil 6.25-6.26'dan görüleceği gibi hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları için temel düşük frekans bileşenleri kullanılarak yapılan yüz tanıma testlerinde başarı oranı orijinal görüntüler ile yapılan test sonuçlarına yakın çıkmıştır, bunun nedeni düşük frekans bileşenlerinin algısal olarak önemli ve değişikliklere daha duyarlı olmasıdır (Koch ve Zhao 1995). Yatay ve düşey orta frekans bileşenlerinin bulunduğu bölge gürültü ekleme gibi yaygın görüntü işleme saldırılarından daha az etkilendiğinden ötürü başarı oranı orijinal görüntüler ile yapılan testlere göre oldukça başarılı sonuçlar elde edilmiştir. (Huang vd. 2000).

6.4.2.5 Tuz&biber gürültülü yüz uzayında yer almayan pozlar ve bu pozların AKD bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

Özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının yüz uzayında yer almayan pozlara 0.050, 0.100, 0.200, 0.300, 0.400, 0.500, 0.600, 0.700, 0.800, 0.900, 1.00 yoğunlukla tuz&biber gürültüsü eklenmiş ve AKD temel düşük, yatay orta, düşey orta, köşegensel yüksek frekans bileşenlerinden meydana gelen görüntüler ve orijinal görüntü için her bir algoritmanın kendi içlerinde 75 adet görüntüyü tanıma başarımlarını kıyaslayabilmek için şekil 6.27 ve 6.28'teki grafikleri incelemek yeterlidir.



Şekil 6.27 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile tuz&biber gürültülü yüz uzayında yer almayan pozlarda özyüz tanıma başarım grafiği



Şekil 6.28 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile tuz&biber gürültülü yüz uzayında yer almayan farklı pozlarda Fisher yüz tanıma başarımları grafiği

Şekil 6.27 ve şekil 6.28’te görüleceği gibi hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları için yüz uzayında yer almayan pozlar için yapılan testlerde aynı pozlar için yapılan testler ile aynı karakteristiğe sahip sonuçlar elde edilmiştir. Aynı pozlarla yapılan testlerde gürültü yoğunluğunun en az olduğu noktada tanıma oranı %100 iken, farklı pozlarla yapılan testlerde bu oran %70 civarında çıkmıştır. Farklı pozlar ile yapılan testlerde sonuç beklenildiği gibi düşmüştür. Gürültü yoğunluğu arttırıldığında ise tanıma oranı peyder pey düşmektedir. Yine AKD yatay ve dikey orta frekans bileşenleri tanıma sonuçları diğer AKD bileşenlerine ve orijinal görüntülere ait tanıma sonuçlarına göre daha başarılıdır. Yüz uzayındaki kişilere ait farklı pozlar ile yapılan test sonuçları ise yüz uzayında yer alan görüntüler ile yapılan testlere göre başarımları oranı daha az çıkmıştır.

6.5 Yüz Uzayındaki Görüntülere Benek Gürültüsü Eklenerek Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi

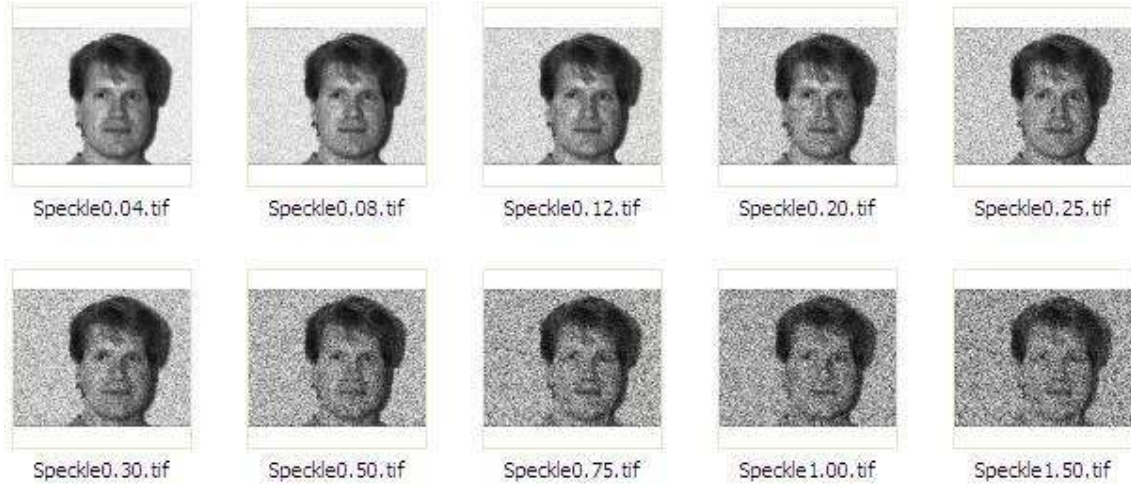
Yüz uzayı içerisinde 15 insana ait 75 farklı poz bulunmaktadır. Test yüz uzayı ise görüntülere benek gürültüsü eklenerek oluşturulmuştur. Benek gürültüsü ilk olarak 0.04

varyansla(varsayılan(default) değeri) oluşturulmuş daha varyans değeri “0.08”, ”0.12” “0.20”, “0.25”, ”0.30”, “0.50”, “0.75”, ”1.00”, “1.50” olarak artırılmış ve iki algoritma arasında performans testleri yapılmıştır (<http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/images/imnoise.html>, 2009).

Ayrıca 75 adet görüntünün ayrik kosinüs dönüşümü (AKD) temel düşük, yatay orta ve düşey orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş yüz uzayı için “0.08”, ”0.12” “0.20”, “0.25”, ”0.30”, “0.50”, “0.75”, ”1.00”, “1.50”, “2.00”, ”3.00” “4.00”, “5.00”, ”6.00”, “7.00”, “8.00”, ”9.00”, “10.00”, “12.00”, “14.00”, ”16.00”, “18.00” varyans değerleri ile oluşturulmuş benek gürültülerin eklendiği ve AKD - temel düşük, yatay orta ve düşey orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş test uzayı ile özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının yüz tanıma başarımları test edilmiştir.

6.5.1 Benek gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının performans testi

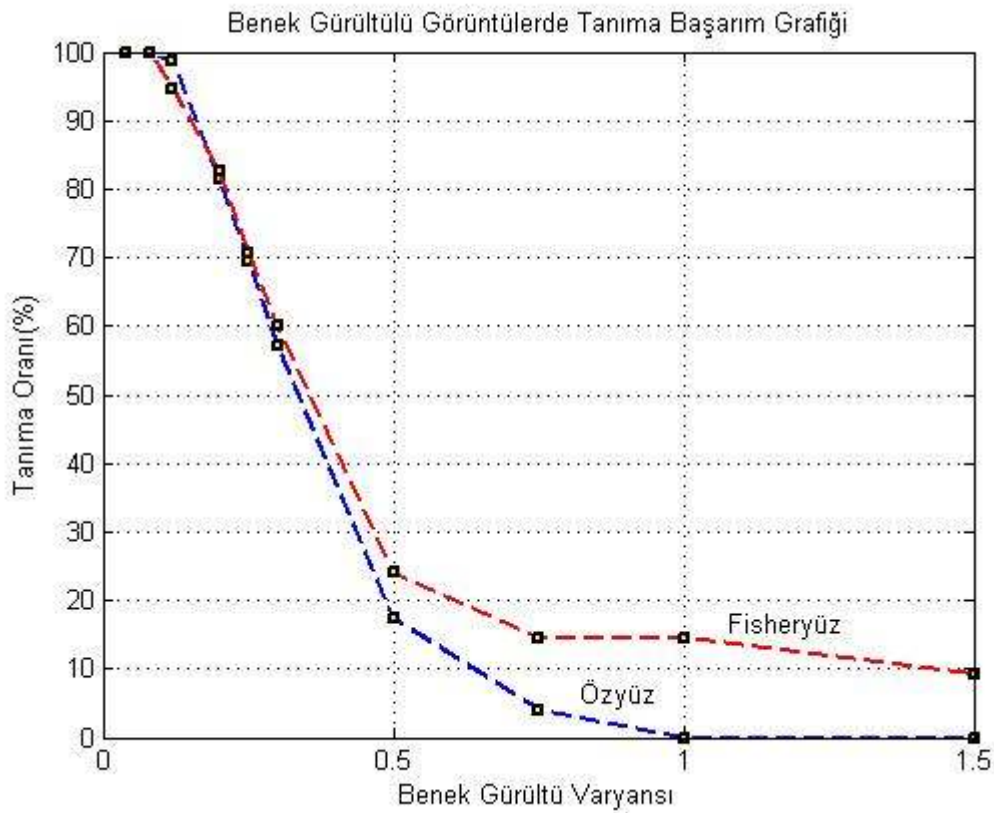
Yüz uzayındaki 75 görüntüye sırasıyla “0.08”, ”0.12” “0.20”, “0.25”, ”0.30”, “0.50”, “0.75”, ”1.00”, “1.50” varyansla benek gürültüsü eklenmiştir. Herbir gürültü varyansına ait örnek görüntüler şekil 6.29’da gösterilmiştir.



Şekil 6.29 Herbir gürültü varyansına ait örnek görüntüler

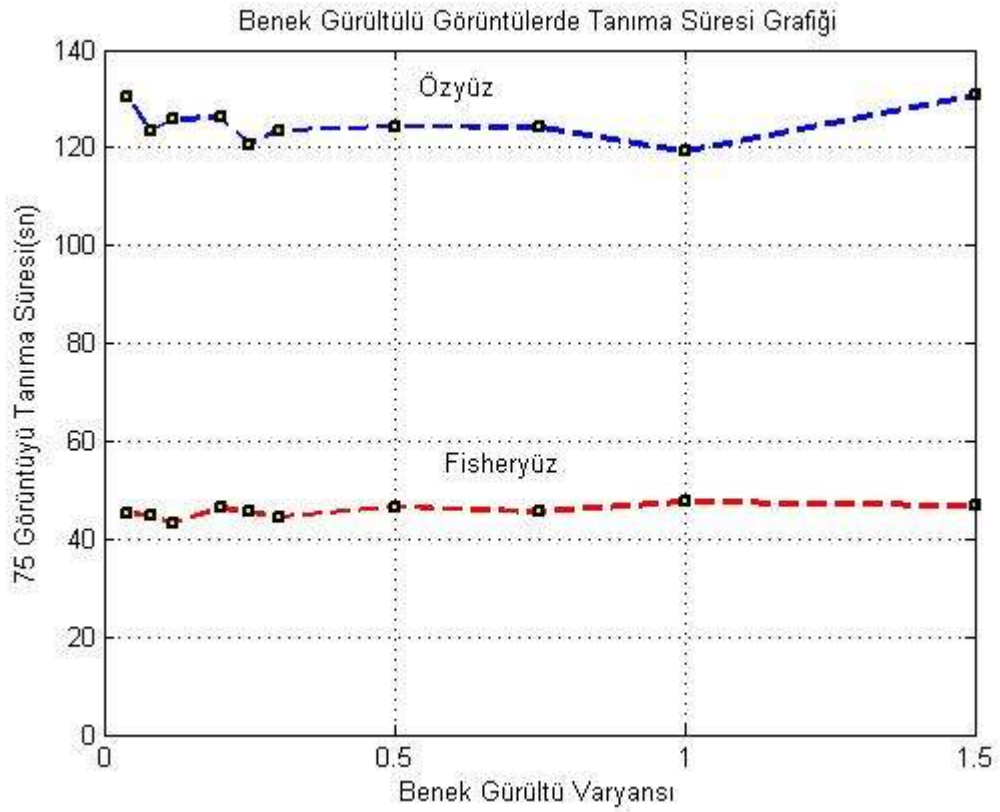
0.04, 0.08, 0.12, 0.20, 0.25, 0.30, 0.50, 0.75, 1.00, 1.50 varyansla benek gürültüsü eklenmiş görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

Test sonuçlarına göre benek gürültüsü için Fisher yüz algoritması özyüz algoritmasına ile hemen hemen aynı tanıma başarımlarına sahiptir. Özyüz ve Fisher yüz algoritmaları gürültü varyans değeri 0.12’de iken %100 tanıma başarımının altına düşmüştür. Ancak gürültü varyans değeri 1.00’e yükseltildiğinde özyüz algoritması tanıma yetkinliğini kaybederken, Fisher yüz algoritması gürültü varyans değerinin 1.50 olduğu durumda bile 75 görüntü içerisinde 7 görüntünün kime ait olduğunu bulabilmiş ve %9.3 tanıma başarısına sahip olabilmektedir. Şekil 6.30’da benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma başarımlarının tanıma başarımları grafiği gösterilmiştir.



Şekil 6.30 Benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma başarımları grafiği

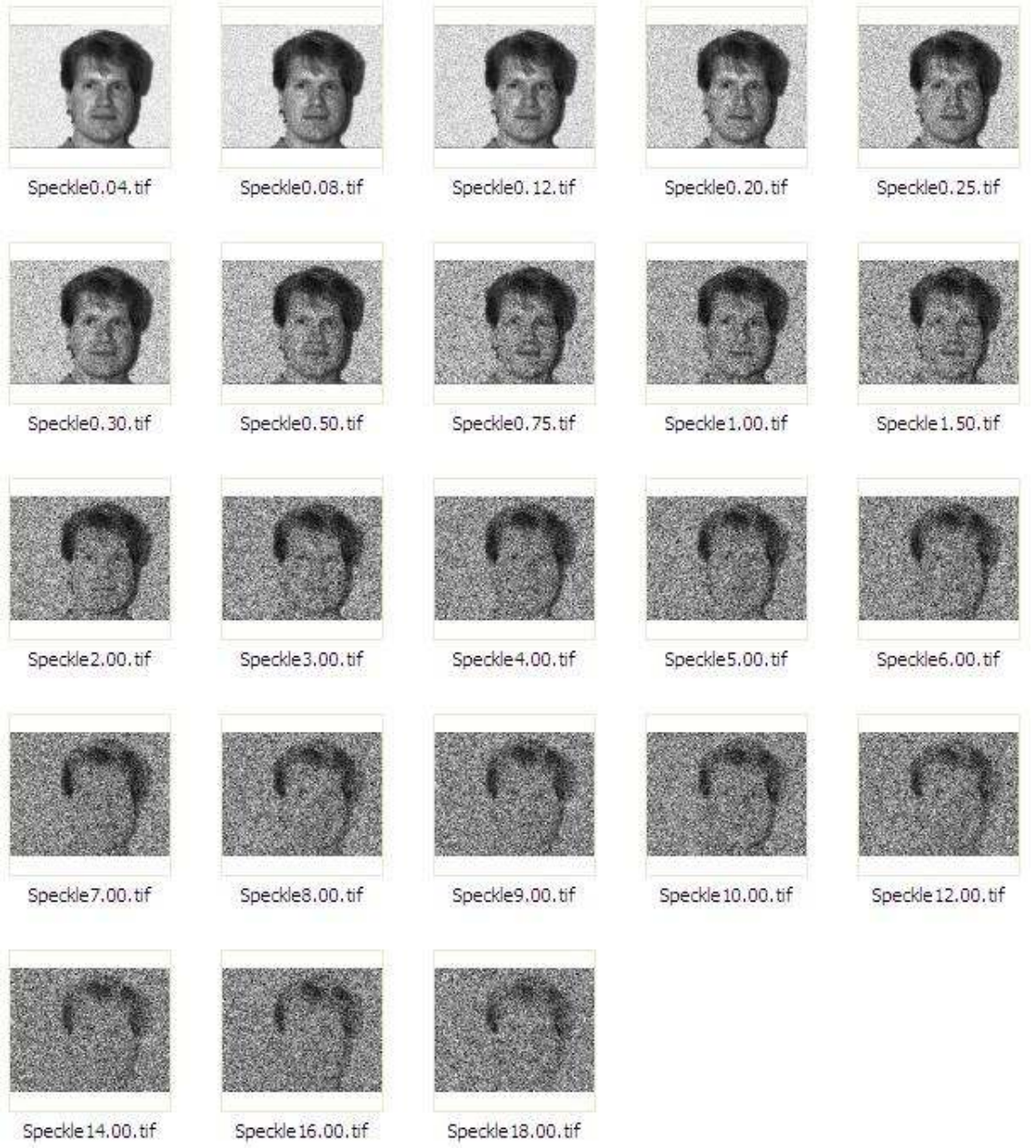
Ayrıca 75 resmi ortalama tanıma süresi özyüz algoritması için ortalama 125 sn iken Fisher yüz algoritmasında ise bu değer ortalama 45 sn olarak ölçülmüştür. Şekil 6.31’de benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma süresi grafiği gösterilmiştir.



Şekil 6.31 Benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının tanıma süresi grafiği

6.5.2 Benek gürültüsü için AKD'si alınmış görüntülerde yüz tanıma testleri

Yüz uzayı içerisinde bulunan ve 15 kişiye ait 5 farklı poz içeren toplamda 75 görüntünün AKD – temel düşük, yatay orta ve düşey orta frekans bileşenleri alınarak yeniden oluşturulan yüz uzayı için “0.04”, “0.08”, “0.12”, “0.20”, “0.25”, “0.30”, “0.50”, “0.75”, “1.00”, “1.50”, “2.00”, “3.00”, “4.00”, “5.00”, “6.00”, “7.00”, “8.00”, “9.00”, “10.00”, “12.00”, “14.00”, “16.00”, “18.00” varyans değerleri ile oluşturulmuş benek gürültülerinin eklendiği ve AKD – temel düşük, yatay orta ve düşey orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş test uzayı ile özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının yüz tanıma başarımları test edilmiştir. Herbir gürültü varyansına ait örnek görüntüler şekil 6.32’de gösterilmiştir.



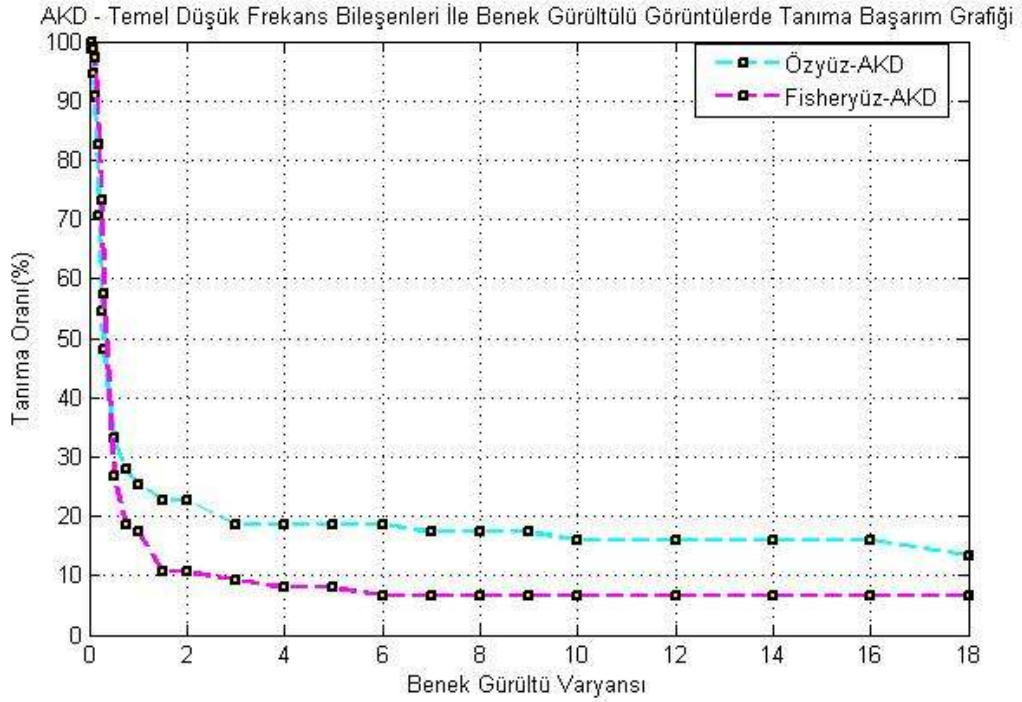
Şekil 6.32 Her bir benek gürültü varyansına ait örnek görüntüler

6.5.2.1 Benek gürültüsü için AKD temel düşük frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

0.04, 0.08, 0.12, 0.20, 0.25, 0.30, 0.50, 0.75, 1.00, 1.50, 2.00, 3.00, 4.00, 5.00, 6.00, 7.00, 8.00, 9.00, 10.00, 12.00, 14.00, 16.00, 18.00 varyansla benek gürültüsü eklenmiş

ve AKD temel düşük frekans bileşenlerinin oluşturduğu görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

Şekil 6.33'te AKD – temel düşük frekans bileşenleri ile benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği gösterilmiştir.



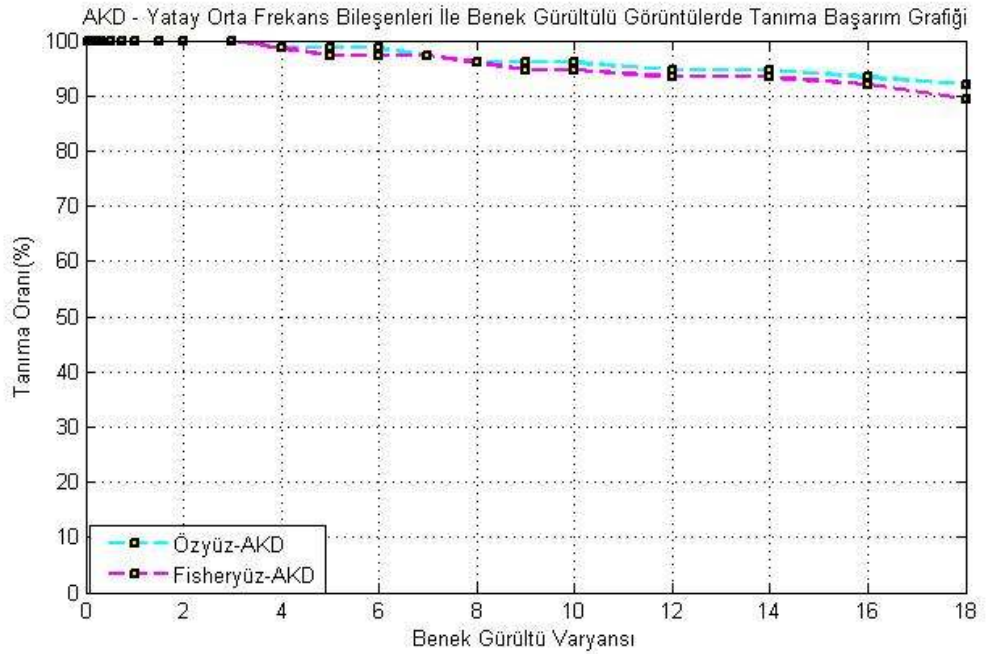
Şekil 6.33 AKD – temel düşük frekans bileşenleri ile benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği

AKD için frekansın en düşük ve genliğin ise en büyük olduğu bölge temel düşük frekans bileşenlerinin bulunduğu bölgedir. Bu bölge gereksiz yüksek frekanslardan temizlenmiş, bir nevi orijinal görüntünün sıkıştırılmış halidir. Ayrıca düşük frekans bileşenleri algısal olarak önemlidir ve değişikliklere daha duyarlıdır (Koch ve Zhao 1995). Bundan dolayı şekil 6.33'ten de görüleceği gibi AKD – temel düşük frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş görüntülerde benek gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmasının yüz tanıma başarımları, AKD'si alınmamış görüntüler üzerinden yapılan testlerle karşılaştırıldığında hemen hemen aynı tanıma başarımlarına sahip oldukları görülmüştür.

6.5.2.2 Benek gürültüsü için AKD yatay orta frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

0.04, 0.08, 0.12, 0.20, 0.25, 0.30, 0.50, 0.75, 1.00, 1.50, 2.00, 3.00, 4.00, 5.00, 6.00, 7.00, 8.00, 9.00, 10.00, 12.00, 14.00, 16.00, 18.00 varyansla benek gürültüsü eklenmiş ve AKD yatay orta frekans bileşenlerinin oluşturduğu görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

Şekil 6.34'te AKD – yatay orta frekans bileşenleri ile benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği gösterilmiştir.



Şekil 6.34 AKD – yatay orta frekans bileşenleri ile benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği

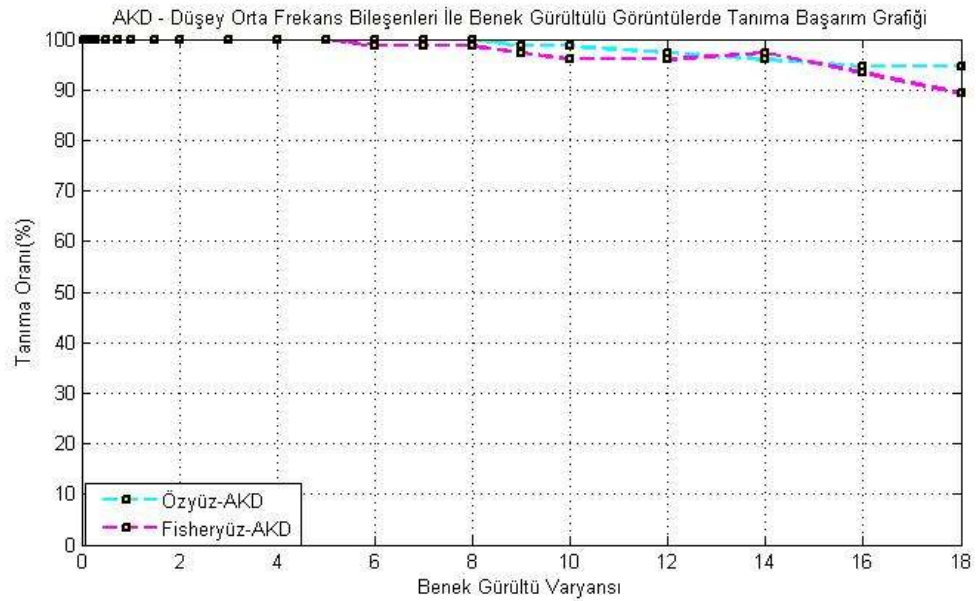
AKD için yatay orta frekans bileşenlerinin bulunduğu bölge gürültü ekleme gibi yaygın görüntü işleme saldırılarından daha az etkilenirler (Huang vd. 2000). Bundan dolayı şekil 6.34'ten de görüleceği gibi AKD – yatay orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş görüntülerde benek gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmasının yüz tanıma başarımları, AKD'si alınmamış görüntüler üzerinden yapılan testlere göre oldukça

başarılıdır. Benek gürültü varyansı 18 olduğunda dahi özyüz algoritmasının başarısı %92, Fisher yüz algoritmasının başarısı ise %89.33 olarak ölçülmüştür.

6.5.2.3 Benek gürültüsü için AKD düşey orta frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

0.04, 0.08, 0.12, 0.20, 0.25, 0.30, 0.50, 0.75, 1.00, 1.50, 2.00, 3.00, 4.00, 5.00, 6.00, 7.00, 8.00, 9.00, 10.00, 12.00, 14.00, 16.00, 18.00 varyansla benek gürültüsü eklenmiş ve AKD düşey orta frekans bileşenlerinin oluşturduğu görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

Şekil 6.35'te AKD – düşey orta frekans bileşenleri ile benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği gösterilmiştir.



Şekil 6.35 AKD – düşey orta frekans bileşenleri ile benek gürültülü görüntülerde özyüz ve Fisher yüz tanıma başarımları grafiği

AKD için yatay orta frekans bileşenlerinin bulunduğu bölge gürültü ekleme gibi yaygın görüntü işleme saldırılarından daha az etkilenirler (Huang vd. 2000). Bundan dolayı şekil 6.35'ten de görüleceği gibi AKD – düşey orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş görüntülerde benek gürültüsü için özyüz ve Fisher yüz algoritmasının yüz tanıma başarısı, AKD'si alınmamış görüntüler üzerinden yapılan testlere göre oldukça

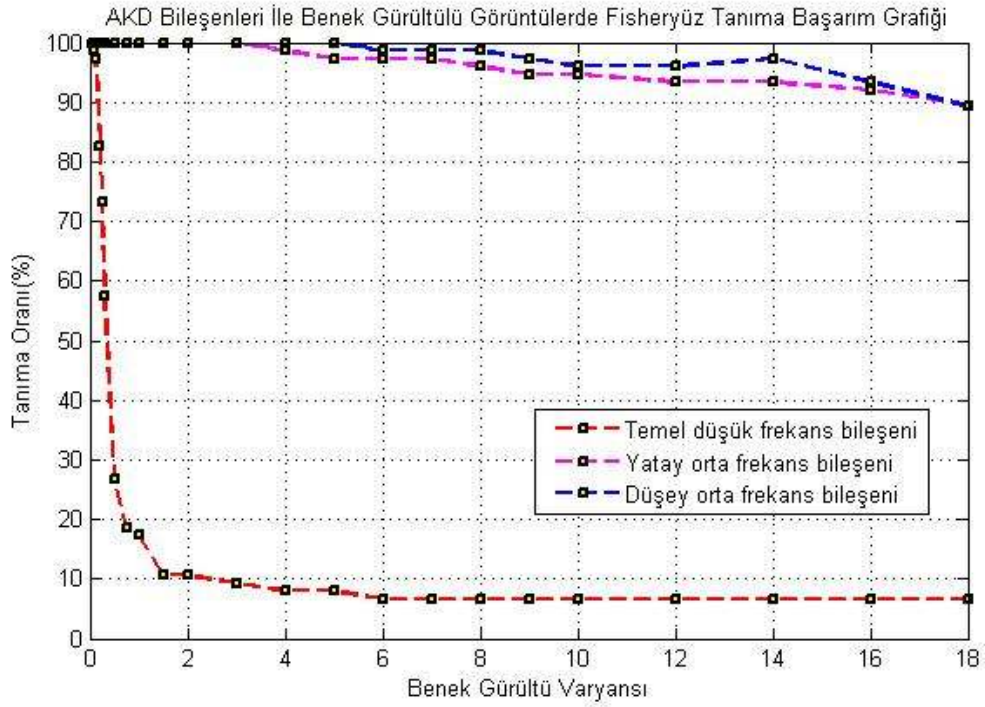
başarılıdır. Benek gürültü varyansı 18 olduğunda dahi özyüz algoritmasının başarısı %94.66, Fisher yüz algoritmasının başarısı ise %89.33 olarak ölçülmüştür.

6.5.2.4 Benek gürültüsü için AKD bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

Özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının 0.04, 0.08, 0.12, 0.20, 0.25, 0.30, 0.50, 0.75, 1.00, 1.50, 2.00, 3.00, 4.00, 5.00, 6.00, 7.00, 8.00, 9.00, 10.00, 12.00, 14.00, 16.00, 18.00 varyans ile benek gürültüsü eklenmiş ve AKD temel düşük, yatay orta ve dikey orta frekans bileşenlerinden meydana gelen 75 görüntü için her bir algoritmanın kendi içlerinde tanıma başarımlarını kıyaslayabilmek için aşağıdaki grafikleri incelemek yeterlidir.



Şekil 6.36 AKD bileşenleri ile benek gürültülü görüntülerde özyüz tanıma başarımlarını grafiği



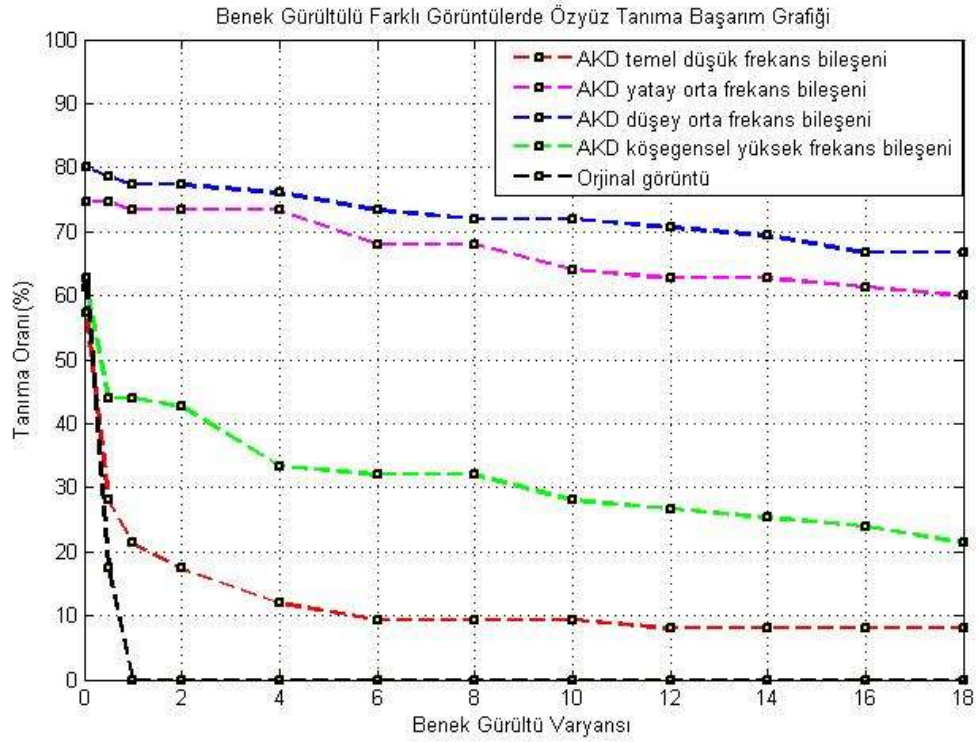
Şekil 6.37 AKD bileşenleri ile benek gürültülü görüntülerde Fisher yüz tanıma başarıım grafiği

Şekil 6.36 ve şekil 6.37'den görüleceği gibi hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları için temel düşük frekans bileşenleri kullanılarak yapılan yüz tanıma testlerinde başarı oranı orijinal görüntüler ile yapılan test sonuçlarına yakın çıkmıştır, bunun nedeni düşük frekans bileşenlerinin algısal olarak önemli ve değişikliklere daha duyarlı olmasıdır (Koch ve Zhao 1995). Yatay ve düşey orta frekans bileşenlerinin bulunduğu bölge gürültü ekleme gibi yaygın görüntü işleme saldırılarından daha az etkilendiğinden ötürü başarı oranı orijinal görüntüler ile yapılan testlere göre oldukça başarılı sonuçlar elde edilmiştir (Huang vd. 2000).

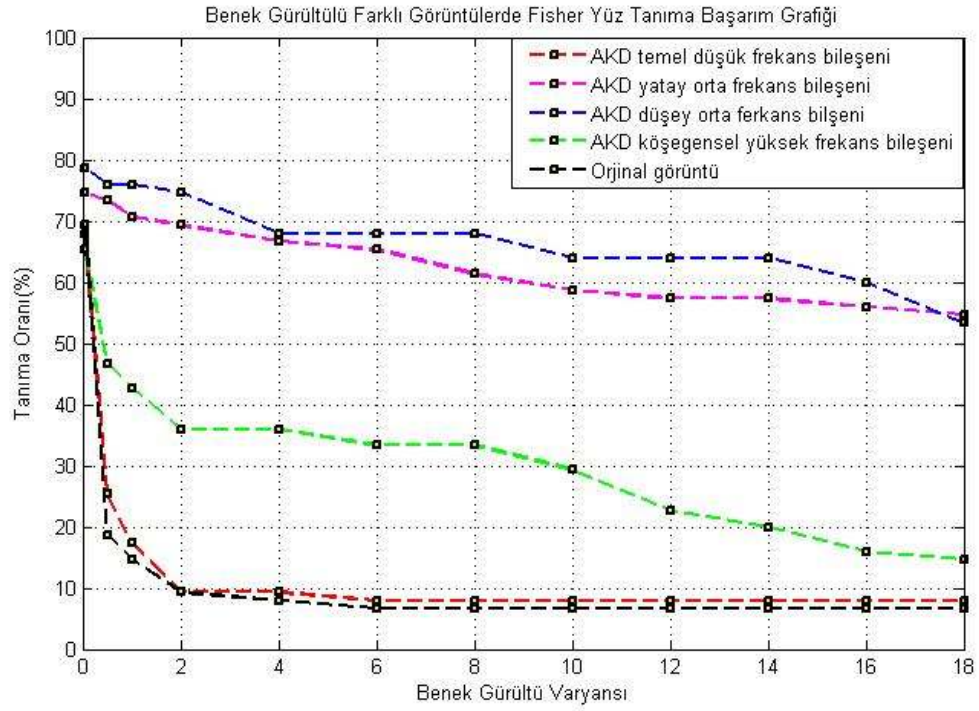
6.5.2.5 Benek gürültülü yüz uzayında yer almayan pozlar ve bu pozların AKD bileşenleri ile yapılan yüz tanıma testi

Özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının yüz uzayında yer almayan pozlara 0.04, 0.50, 1.00, 2.00, 4.00, 6.00, 8.00, 10.00, 12.00, 14.00, 16.00, 18.00 varyansla benek gürültüsü eklenmiş ve AKD temel düşük, yatay orta, düşey orta, köşegensel yüksek frekans bileşenlerinden meydana gelen görüntüler ve orijinal görüntü için her bir algoritmanın

kendi içlerinde 75 adet görüntüyü tanıma başarımlarını kıyaslayabilmek için şekil 6.38-6.39'daki grafikleri incelemek yeterlidir.



Şekil 6.38 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile benek gürültülü yüz uzayında yer almayan pozlarda özyüz tanıma başarımları grafiği

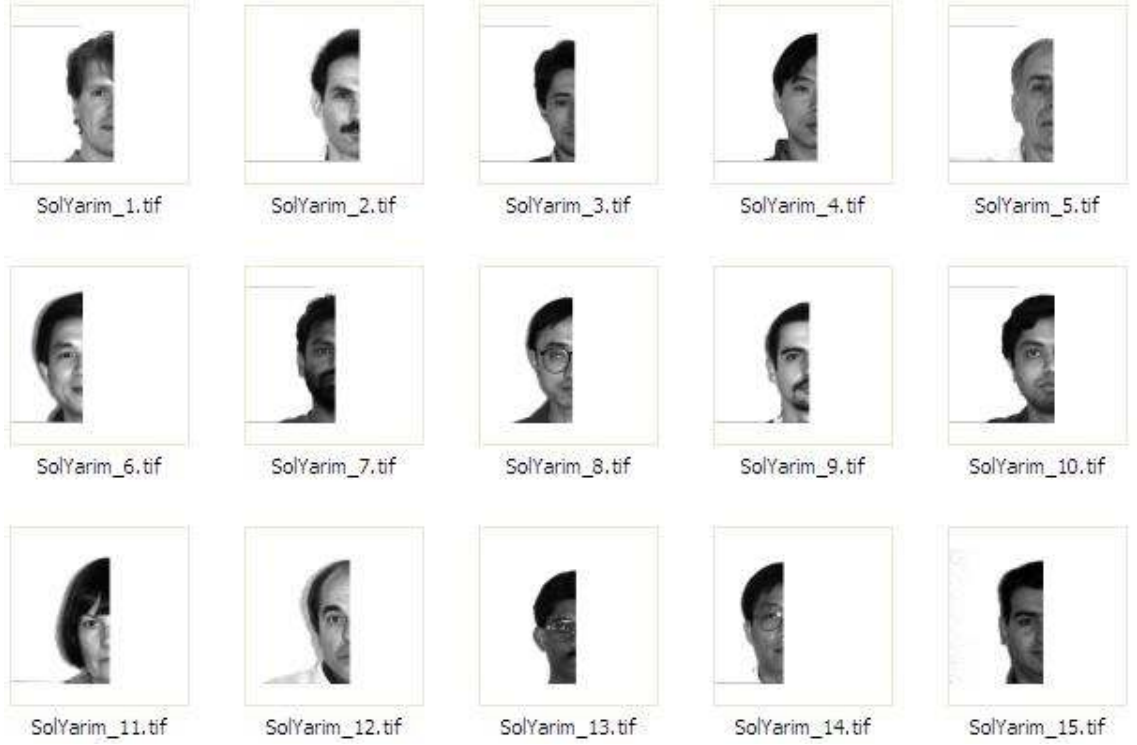


Şekil 6.39 AKD bileşenleri ve orijinal görüntü ile benek gürültülü yüz uzayında yer almayan pozlarda Fisher yüz tanıma başarım grafiği

Şekil 6.38 ve şekil 6.39’da görüleceği gibi hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları için yüz uzayında yer almayan pozlar için yapılan testlerde aynı pozlar için yapılan testler ile benzer karakteristiğe sahip sonuçlar elde edilmiştir. Aynı pozlarla yapılan testlerde gürültü yoğunluğunun en az olduğu noktada tanıma oranı %100 iken, farklı pozlarla yapılan testlerde bu oran %70 civarında çıkmıştır. Farklı pozlar ile yapılan testlerde sonuç beklenildiği gibi düşmüştür. Gürültü varyansı artırıldığında ise tanıma oranı peyder pey düşmektedir. Yine AKD yatay ve dikey orta frekans bileşenleri tanıma sonuçları diğer AKD bileşenlerine ve orijinal görüntülere ait tanıma sonuçlarına göre daha başarılıdır. Yüz uzayındaki kişilere ait farklı pozlar ile yapılan test sonuçları ise yüz uzayında yer alan görüntüler ile yapılan testlere göre başarım oranı daha az çıkmıştır.

6.6 Yüz Uzayındaki Görüntülerin Sol Yarısı Üzerinden Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi

Yüz uzayı içerisinde 15 insana ait 75 farklı poz bulunmaktadır. Test yüz uzayı ise görüntülerin sol yarısı alınarak oluşturulmuştur. Yüz uzayındaki her bir insana ait ilk pozun sol yarısı alınarak oluşturulmuş görüntüler şekil 6.40'da gösterilmiştir.



Şekil 6.40 Yüz uzayındaki her bir insana ait ilk pozun sol yarısı

Yüz uzayındaki yüzlerin sol yarısı ile oluşturulmuş test görüntülerin özyüz algoritması için tanınma sonuçları aşağıdaki çizelgede gösterilmiştir.

Çizelge 6.2 Yüz uzayındaki yüzlerin sol yarısında özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	6	69	0	8.00	124.02

Çizelge 6.2’den de görüleceği gibi sol yarısı alınmış görüntülerde, özyüz algoritmasının %8 tanıma başarısına sahip oldukları gözlemlenmiştir. 75 adet sol yarısı alınmış test görüntüde özyüz algoritmasının tanıma süresi 124.02 sn olarak ölçülmüştür.

Yüz uzayındaki yüzlerin sol yarısı ile oluşturulmuş test görüntülerin Fisher yüz algoritması için tanınma sonuçları ise aşağıdaki çizelgede gösterilmiştir.

Çizelge 6.3 Yüz uzayındaki yüzlerin sol yarısında Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	26	49	34.60	47.83

Çizelge 6.3’ten de görüleceği gibi sol yarısı alınmış görüntülerde, Fisher yüz algoritmasının %34.60 tanıma başarısına sahip oldukları gözlemlenmiştir. 75 adet sol yarısı alınmış test görüntüde Fisher yüz algoritmasının tanıma süresi 47.83 sn olarak ölçülmüştür.

Ayrıca yüz uzayındaki yüzlerin sol yarısı ile oluşturulmuş ve AKD temel düşük, yatay orta ve düşey orta frekans bileşenlerinden meydana gelen görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritmaları için tanınma sonuçları ise aşağıdaki çizelgelerde gösterilmiştir.

Çizelge 6.4 Yüzlerin sol yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Temel Düşük Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	6	69	0	8.00	19.85

Çizelge 6.5 Yüzlerin sol yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Temel Düşük Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	39	36	52.00	13.25

Çizelge 6.6 Yüzlerin sol yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Yatay Orta Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	71	4	0	94.66	19.85

Çizelge 6.7 Yüzlerin sol yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Yatay Orta Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	70	5	93.33	14.54

Çizelge 6.8 Yüzlerin sol yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Düşey Orta Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	71	4	0	94.66	13.98

Çizelge 6.9 Yüzlerin sol yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Düşey Orta Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	74	1	98.66	13.87

Çizelge 6.4-6.9'dan da görüleceği gibi hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları için temel düşük frekans bileşenleri kullanılarak yapılan yüz tanıma testlerinde başarı oranı orijinal görüntüler ile yapılan test sonuçlarına yakın çıkmıştır, bunun nedeni düşük frekans bileşenlerinin algısal olarak önemli ve değişikliklere daha duyarlı olmasıdır (Koch ve Zhao 1995). Yatay ve düşey orta frekans bileşenlerinin bulunduğu bölge gürültü ekleme gibi yaygın görüntü işleme saldırılarından daha az etkilendiğinden ötürü başarı oranı orijinal görüntüler ile yapılan testlere göre oldukça başarılı sonuçlar elde edilmiştir (Huang vd. 2000).

6.7 Yüz Uzayında Yer Almayan Pozların Sol Yarısı Üzerinden Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi

Yüz uzayı içerisinde 15 insana ait 75 farklı poz bulunmaktadır. Test yüz uzayı ise yüz uzayında yer almayan pozların sol yarısı alınarak oluşturulmuştur.

Yüz uzayında yer almayan 75 adet farklı pozun sol yarısı ile oluşturulmuş test görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritmaları için tanıma sonuçları aşağıdaki çizelgelerde gösterilmiştir.

Çizelge 6.10 Yüz uzayında yer almayan 75 farklı pozun sol yarısında özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	5	70	0	6.66	135.58

Çizelge 6.10'dan da görüleceği gibi yüz uzayında yer almayan sol yarısı alınmış görüntülerde, özyüz algoritmasının %6.66 tanıma başarısına sahip oldukları gözlemlenmiştir. 75 adet sol yarısı alınmış test görüntüde özyüz algoritmasının tanıma süresi 135.58 sn olarak ölçülmüştür.

Çizelge 6.11 Yüz uzayında yer almayan 75 farklı pozun sol yarısında Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	15	60	20.00	45.74

Çizelge 6.11'den de görüleceği gibi yüz uzayında yer almayan sol yarısı alınmış görüntülerde, Fisher yüz algoritmasının %20.00 tanıma başarısına sahip oldukları gözlemlenmiştir. 75 adet sol yarısı alınmış test görüntüde Fisher yüz algoritmasının tanıma süresi 45.74 sn olarak ölçülmüştür.

Ayrıca yüz uzayında yer almayan farklı pozların sol yarısı ile oluşturulmuş ve AKD temel düşük, yatay orta, düşey orta ve köşegensel yüksek frekans bileşenlerinin özyüz ve Fisher yüz algoritmaları için tanınma sonuçları ise aşağıdaki çizelgelerde gösterilmiştir.

Çizelge 6.12 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Temel Düşük Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	6	69	0	8.00	15.25

Çizelge 6.13 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Temel Düşük Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	10	65	13.33	13.27

Çizelge 6.14 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Yatay Orta Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	49	26	0	65.33	16.72

Çizelge 6.15 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Yatay Orta Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	47	28	62.66	13.76

Çizelge 6.16 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Düşey Orta Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	55	20	0	73.33	16.49

Çizelge 6.17 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Düşey Orta Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	52	23	69.33	12.59

Çizelge 6.18 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD köşegensel yüksek frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Köşegensel Yüksek Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	42	33	0	56.00	15.38

Çizelge 6.19 Farklı yüzlerin sol yarısının AKD köşegensel yüksek frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Köşegensel Yüksek Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sol Yarım	41	34	54.66	14.08

Çizelge 6.12-6.19'dan da görüleceği gibi hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları için yapılan tüm testlerde sonuçlar yüz uzayı içerisindeki görüntülerin sol yarısı alınarak yapılan testlere göre daha düşük çıkmıştır, bunun sebebi test için yüz uzayı içerisinde yer almayan pozların kullanılmasıdır. Bunun dışında bu bölümde elde edilen test sonuçları yüz uzayı içerisindeki görüntüler ile yapılan test sonuçları ile aynı karakteristiğe sahiptir. Yani yine AKD yatay ve düşey orta frekans bileşenleri kullanılarak yapılan yüz tanıma testlerinde hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları daha başarılı sonuçlar vermiştir.

6.8 Yüz Uzayındaki Görüntülerin Sol Yarısından Bir Yüz Yapılarak Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi

Yüz uzayı içerisinde 5 insana ait 3 farklı poz bulunmakta ve bu görüntüler a1, a2, a3, b1, b2, b3, c1, c2, c3, d1, d2, d3, e1, e2, e3[.jpg] olarak adlandırılmaktadır. Test yüz uzayı ise yukarıdaki görüntülerin sol yarısından bir yüz yapılarak oluşturulmuştur. Görüntüler a1_soltam, a2_soltam, a3_soltam, b1_soltam, b2_soltam, b3_soltam, c1_soltam, c2_soltam, c3_soltam, d1_soltam, d2_soltam, d3_soltam, e1_soltam, e2_soltam, e3_soltam [.jpg] olarak adlandırılmaktadır. Test edilecek yüz görüntülerinin sol yarısından bir yüz yapılarak oluşturulmuş görüntüler şekil 6.41'de gösterilmiştir.



Şekil 6.41 Yüz uzayındaki yüzlerin sol yarısından bir yüz yapılmış hali

Yüz uzayındaki yüzlerin sol yarısından bir yüz yapılarak oluşturulmuş test görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

Test sonuçlarına göre sol yarısından tam yüz oluşturulmuş görüntülerde, özyüz algoritmasının %20, Fisher yüz algoritmasının ise %40 tanıma başarımlarına sahip oldukları gözlemlenmiştir.

6.9 Yüz Uzayındaki Görüntülerin Sağ Yarısı Üzerinden Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi

Yüz uzayı içerisinde 15 insana ait 75 farklı poz bulunmaktadır. Test yüz uzayı ise görüntülerin sağ yarısı alınarak oluşturulmuştur. Yüz uzayındaki her bir insana ait ilk pozun sağ yarısı alınarak oluşturulmuş görüntüler şekil 6.42'de gösterilmiştir.



Şekil 6.42 Yüz uzayındaki her bir insana ait ilk pozun sağ yarısı

Yüz uzayındaki yüzlerin sağ yarısı ile oluşturulmuş test görüntülerin özyüz algoritması için tanınma sonuçları aşağıdaki çizelgede gösterilmiştir.

Çizelge 6.20 Yüz uzayındaki yüzlerin sağ yarısında özyüz algoritmasının tanınma sonuçları

TEST	Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	25	50	0	33.30	125.07

Çizelge 6.20'den de görüleceği gibi sağ yarısı alınmış görüntülerde, özyüz algoritmasının %33.3 tanıma başarısına sahip oldukları gözlemlenmiştir. 75 adet sağ yarısı alınmış test görüntüde özyüz algoritmasının tanıma süresi 125.07 sn olarak ölçülmüştür.

Yüz uzayındaki yüzlerin sağ yarısı ile oluşturulmuş test görüntülerin Fisher yüz algoritması için tanınma sonuçları ise aşağıdaki çizelgede gösterilmiştir.

Çizelge 6.21 Yüz uzayındaki yüzlerin sağ yarısında Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	30	45	40.00	46.22

Çizelge 6.21’den de görüleceği gibi sağ yarısı alınmış görüntülerde, Fisher yüz algoritmasının %40.00 tanıma başarısına sahip oldukları gözlemlenmiştir. 75 adet sol yarısı alınmış test görüntüde Fisher yüz algoritmasının tanıma süresi 46.22 sn olarak ölçülmüştür.

Ayrıca yüz uzayındaki yüzlerin sağ yarısı ile oluşturulmuş ve AKD temel düşük, yatay orta ve düşey orta frekans bileşenlerinden meydana gelen görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritmaları için tanınma sonuçları ise aşağıdaki çizelgelerde gösterilmiştir.

Çizelge 6.22 Yüzlerin sağ yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Temel Düşük Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	21	54	0	28.00	14.85

Çizelge 6.23 Yüzlerin sağ yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Temel Düşük Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanıma Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	26	49	34.66	13.43

Çizelge 6.24 Yüzlerin sağ yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Yatay Orta Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	74	1	0	98.66	16.25

Çizelge 6.25 Yüzlerin sağ yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Yatay Orta Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	74	1	98.66	13.48

Çizelge 6.26 Yüzlerin sağ yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Düşey Orta Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	75	0	0	100.00	14.65

Çizelge 6.27 Yüzlerin sağ yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Düşey Orta Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	75	0	100.00	13.34

Çizelge 6.22-6.27'den de görüleceği gibi hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları için temel düşük frekans bileşenleri kullanılarak yapılan yüz tanıma testlerinde başarı oranı orijinal görüntüler ile yapılan test sonuçlarına yakın çıkmıştır, bunun nedeni düşük frekans bileşenlerinin algısal olarak önemli ve değişikliklere daha duyarlı olmasıdır (Koch ve Zhao 1995). Yatay ve düşey orta frekans bileşenlerinin bulunduğu bölge gürültü ekleme gibi yaygın görüntü işleme saldırılarından daha az etkilendiğinden ötürü başarı oranı orijinal görüntüler ile yapılan testlere göre oldukça başarılı sonuçlar elde edilmiştir (Huang vd. 2000).

6.10 Yüz Uzayında Yer Almayan Pozların Sağ Yarısı Üzerinden Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi

Yüz uzayı içerisinde 15 insana ait 75 farklı poz bulunmaktadır. Test yüz uzayı ise yüz uzayında yer almayan pozların sağ yarısı alınarak oluşturulmuştur.

Yüz uzayında yer almayan 75 adet farklı pozun sağ yarısı ile oluşturulmuş test görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritmaları için tanıma sonuçları aşağıdaki çizelgelerde gösterilmiştir.

Çizelge 6.28 Yüz uzayında yer almayan 75 farklı pozun sağ yarısında özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	21	53	0	28.00	136.65

Çizelge 6.28'den de görüleceği gibi yüz uzayında yer almayan sağ yarısı alınmış görüntülerde, özyüz algoritmasının %28 tanıma başarısına sahip oldukları gözlemlenmiştir. 75 adet sağ yarısı alınmış test görüntüde özyüz algoritmasının tanıma süresi 136.65 sn olarak ölçülmüştür.

Çizelge 6.29 Yüz uzayında yer almayan 75 farklı pozun sağ yarısında Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	15	60	34.66	44.94

Çizelge 6.29'dan da görüleceği gibi yüz uzayında yer almayan sağ yarısı alınmış görüntülerde, Fisher yüz algoritmasının %34.66 tanıma başarısına sahip oldukları gözlemlenmiştir. 75 adet sağ yarısı alınmış test görüntüde Fisher yüz algoritmasının tanıma süresi 44.94 sn olarak ölçülmüştür.

Ayrıca yüz uzayında yer alamayan farklı pozların sağ yarısı ile oluşturulmuş ve AKD temel düşük, yatay orta, düşey orta ve köşegensel yüksek frekans bileşenlerinin özyüz ve Fisher yüz algoritmaları için tanıma sonuçları ise aşağıdaki çizelgelerde gösterilmiştir.

Çizelge 6.30 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Temel Düşük Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	6	69	0	25.33	15.15

Çizelge 6.31 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD temel düşük frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Temel Düşük Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	22	43	29.33	13.54

Çizelge 6.32 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Yatay Orta Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	49	26	0	65.33	16.98

Çizelge 6.33 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD yatay orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Yatay Orta Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	47	28	62.66	12.99

Çizelge 6.34 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Düşey Orta Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	56	19	0	74.66	16.88

Çizelge 6.35 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD düşey orta frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Düşey Orta Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	54	21	72.00	13.76

Çizelge 6.36 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD köşegensel yüksek frekans bileşenlerinde özyüz algoritmasının tanıma sonuçları

TEST	AKD Köşegensel Yüksek Frekans Bileşenleri ile Özyüz Algoritması				
	Tanındı	Tanınmadı	Yüz yok	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	48	27	0	64.00	15.77

Çizelge 6.37 Farklı yüzlerin sağ yarısının AKD köşegensel yüksek frekans bileşenlerinde Fisher yüz algoritmasının tanıma sonuçları

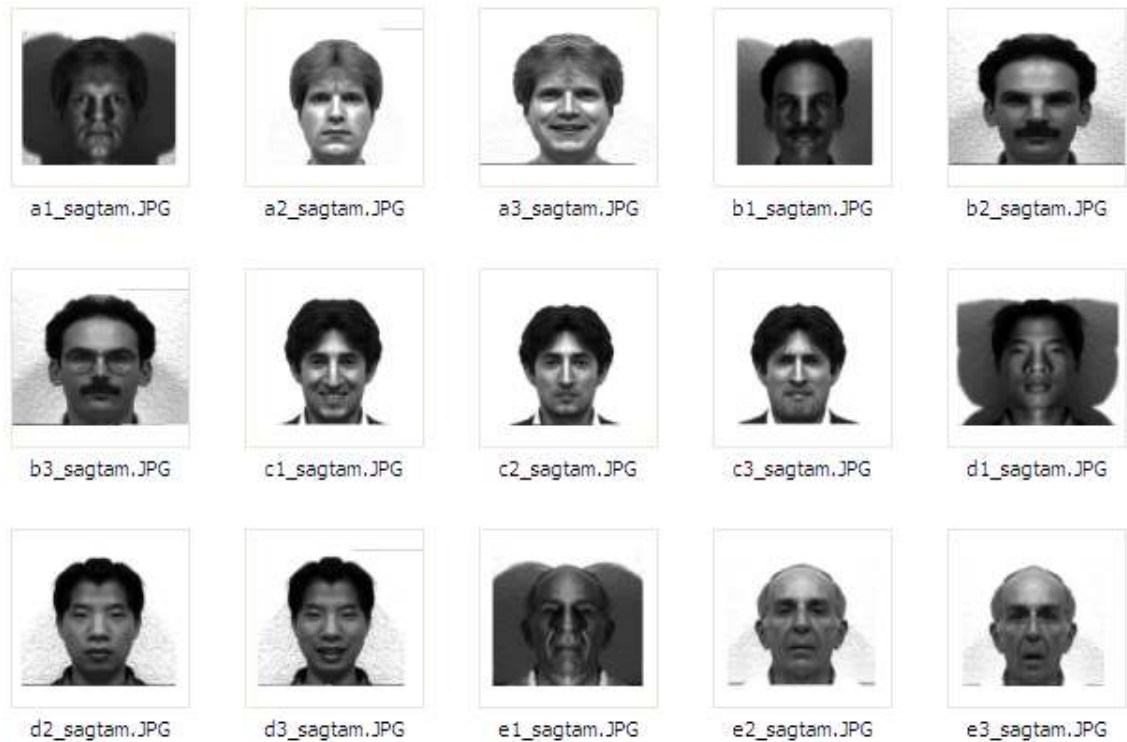
TEST	AKD Köşegensel Yüksek Frekans Bileşenleri ile Fisher Yüz Algoritması			
	Tanındı	Tanınmadı	Tanım Oranı(%)	Süre(sn)
Sağ Yarım	44	31	58.66	12.88

Çizelge 6.30-6.37'den de görüleceği gibi hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları için yapılan tüm testlerde sonuçlar yüz uzayı içerisindeki görüntülerin sağ yarısı alınarak yapılan testlere göre daha düşük çıkmıştır, bunun sebebi test için yüz uzayı içerisinde yer almayan pozların kullanılmasıdır. Bunun dışında bu bölümde elde edilen test sonuçları yüz uzayı içerisindeki görüntüler ile yapılan test sonuçları ile aynı karakteristiğe sahiptir. Yani yine AKD yatay ve düşey orta frekans bileşenleri

kullanılarak yapılan yüz tanıma testlerinde hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları daha başarılı sonuçlar vermiştir. Yüzün sağ ve sol yarıları ile yapılan testler karşılaştırıldığında ise hemen hemen aynı tanıma başarımlarına sahip oldukları görülmüştür.

6.11 Yüzlerin Sağ Yarısından Bir Yüz Yapılarak Özyüz ve Fisher yüz Algoritmalarının Performans Testi

Yüz uzayı içerisinde 5 insana ait 3 farklı poz bulunmakta ve bu görüntüler a1, a2, a3, b1, b2, b3, c1, c2, c3, d1, d2, d3, e1, e2, e3[.jpg] olarak adlandırılmaktadır. Test yüz uzayı ise yukarıdaki görüntülerin sağ yarısından bir yüz yapılarak oluşturulmuştur. Görüntüler a1_sagtam, a2_sagtam, a3_sagtam, b1_sagtam, b2_sagtam, b3_sagtam, c1_sagtam, c2_sagtam, c3_sagtam, d1_sagtam, d2_sagtam, d3_sagtam, e1_sagtam, e2_sagtam, e3_sagtam [.jpg] olarak adlandırılmaktadır. Test edilecek yüz görüntülerinin sağ yarısından bir yüz yapılarak oluşturulmuş görüntüler şekil 6.43'te gösterilmiştir.



Şekil 6.43 Yüz uzayındaki yüzlerin sağ yarısından bir yüz yapılmış hali

Yüz uzayındaki yüzlerin sağ yarısından bir yüz yapılarak oluşturulmuş test görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

Test sonuçlarına göre sağ yarısından bir yüz elde edilmiş görüntülerde, özyüz algoritmasının %13.3, Fisher yüz algoritmasının ise %66.6 tanıma başarımlarına sahip oldukları gözlemlenmiştir.

6.12 Paralel Gürültülü Görüntülerde Yüz Tanıma Testi

Yüz uzayı içerisinde 5 insana ait 3 farklı poz bulunmakta ve bu görüntüler a1, a2, a3, b1, b2, b3, c1, c2, c3, d1, d2, d3, e1, e2, e3[.jpg] olarak adlandırılmaktadır. Test yüz uzayı ise yukarıdaki görüntülere paralel gürültü eklenerek oluşturulmuştur. Görüntüler a1_p, a2_p, a3_p, b1_p, b2_p, b3_p, c1_p, c2_p, c3_p, d1_p, d2_p, d3_p, e1_p, e2_p, e3_p [.jpg] olarak adlandırılmaktadır. Test edilecek paralel gürültü eklenmiş görüntüler şekil 6.44'te gösterilmiştir.



Şekil 6.44 Paralel gürültü eklenmiş görüntüler

Paralel gürültü eklenmiş görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir.

Test sonuçlarına göre görüntülere paralel gürültü eklendiğinde, özyüz algoritmasının %0, Fisher yüz algoritmasının ise %100 tanıma başarımlarına sahip oldukları gözlemlenmiştir.

6.13 Aynalama Yöntemi Uygulanmış Yüzlerde Yüz Tanıma Testi

Yüz uzayı içerisinde 5 insana ait 3 farklı poz bulunmakta ve bu görüntüler a1, a2, a3, b1, b2, b3, c1, c2, c3, d1, d2, d3, e1, e2, e3[.jpg] olarak adlandırılmaktadır. Test yüz uzayı ise yukarıdaki görüntülere aynalama yöntemi uygulanarak oluşturulmuştur. Görüntüler a1_mir, a2_mir, a3_mir, b1_mir, b2_mir, b3_mir, c1_mir, c2_mir, c3_mir, d1_mir, d2_mir, d3_mir, e1_mir, e2_mir, e3_mir [.jpg] olarak adlandırılmaktadır. Test edilecek aynalama yöntemi uygulanarak oluşturulmuş görüntüler şekil 6.45’de gösterilmiştir.



Şekil 6.45 Aynalanmış görüntüler

Aynalanmış görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir. Test sonuçların göre aynalanmış görüntülerde, özyüz algoritmasının %13.3, Fisher yüz algoritmasının ise %46.6 tanıma başarımlarına sahip oldukları gözlemlenmiştir.

6.14 Karalanmış Yüzlerde Yüz Tanıma Testi

Yüz uzayı içerisinde 5 insana ait 3 farklı poz bulunmakta ve bu görüntüler a1, a2, a3, b1, b2, b3, c1, c2, c3, d1, d2, d3, e1, e2, e3[.jpg] olarak adlandırılmaktadır. Test yüz uzayı ise yukarıdaki görüntülerin karalanması ile oluşturulmuştur. Görüntüler a1_kar, a2_kar, a3_kar, b1_kar, b2_kar, b3_kar, c1_kar, c2_kar, c3_kar, d1_kar, d2_kar, d3_kar, e1_kar, e2_kar, e3_kar [.jpg] olarak adlandırılmaktadır. Test edilecek yüz görüntülerinin karalanması ile oluşturulmuş görüntüler şekil 6.46'da gösterilmiştir.

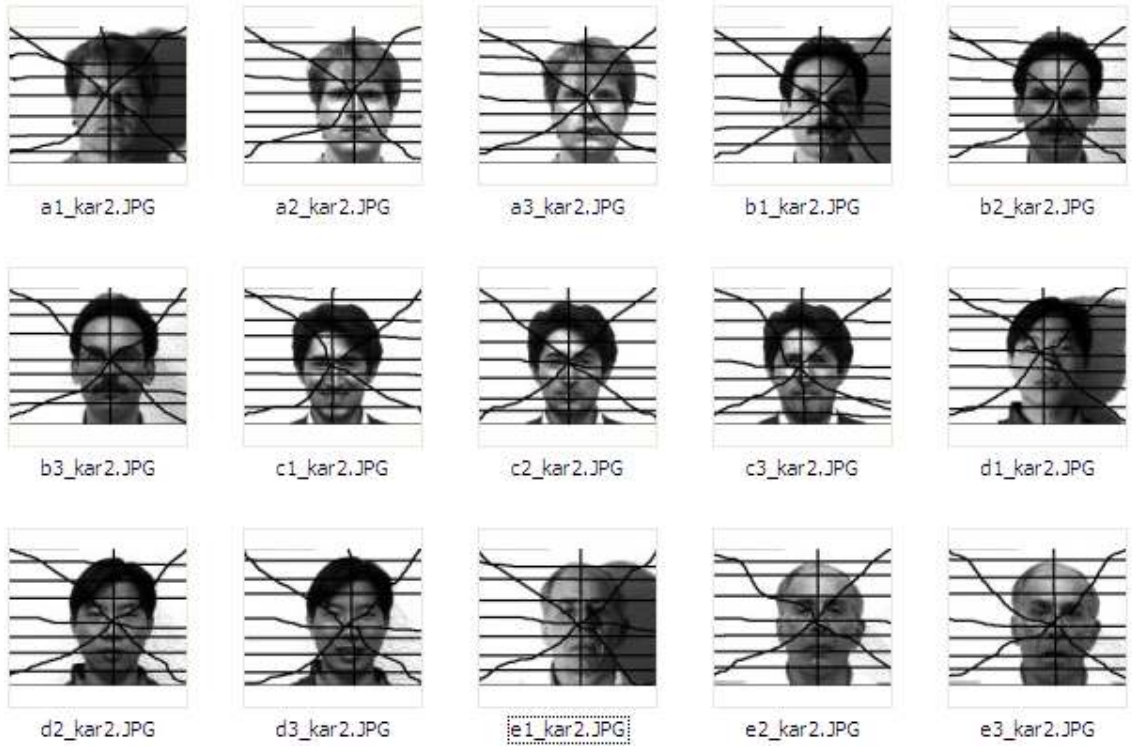


Şekil 6.46 Yüz uzayındaki yüzlerin karalanması

Yüz uzayındaki yüzlerin karalanması ile oluşturulmuş test görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir. Test sonuçlarına göre karalanmış görüntülerde, özyüz algoritmasının %100, Fisher yüz algoritmasının ise %100 tanıma başarımlarına sahip oldukları gözlemlenmiştir.

6.15 Yoğun Karalanmış Yüzlerde Yüz Tanıma Testi

Yüz uzayı içerisinde 5 insana ait 3 farklı poz bulunmakta ve bu görüntüler a1, a2, a3, b1, b2, b3, c1, c2, c3, d1, d2, d3, e1, e2, e3[.jpg] olarak adlandırılmaktadır. Test yüz uzayı ise yukarıdaki görüntülerin yoğun karalanması ile oluşturulmuştur. Görüntüler a1_kar2, a2_kar2, a3_kar2, b1_kar2, b2_kar2, b3_kar2, c1_kar2, c2_kar2, c3_kar2, d1_kar2, d2_kar2, d3_kar2, e1_kar2, e2_kar2, e3_kar2 [.jpg] olarak adlandırılmaktadır. Test edilecek yüz görüntülerinin yoğun karalanması ile oluşturulmuş görüntüler şekil 6.47’de gösterilmiştir.



Şekil 6.47 Yüz uzayındaki yüzlerin yoğun karalanması

Yüz uzayındaki yüzlerin yoğun karalanması ile oluşturulmuş test görüntülerin özyüz ve Fisher yüz algoritması başarımları test edilmiştir. Test sonuçlarına göre yoğun karalanmış görüntülerde, özyüz algoritmasının %0, Fisher yüz algoritmasının ise %100 tanıma başarımlarına sahip oldukları gözlemlenmiştir.

7. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında biyometrik tanımlama yöntemlerinden yüz tanıma üzerinde durulmuştur. Genel hatları ile yüz tanımda özyüz ve Fisher yüz algoritmaları incelenmiştir.

İlk olarak özyüz algoritması kendi içerisinde incelenmiştir. Bu bağlamda özyüz sayısının yüz tanıma oranı üzerindeki etkisi test edilmiştir. Özyüz sayısı arttığında tanıma oranında arttığı gözlenmiştir.

Ardından özyüz ve Fisher yüz algoritması, görüntülere Gauss, tuz&biber, benek ve paralel gürültüler eklendikten sonra birbirleri ile karşılaştırılmıştır. Ayrıca aynalama ile oluşturulmuş yüzler, yüzün sol ve sağ yarısı alınarak oluşturulmuş görüntüler, yine yüzün sol ve sağ yarısının aynalanarak tek bir parçasından elde edilmiş tam yüzler, normal ve yoğun bir şekilde karalanmış yüzler ile bu iki algoritmanın performansları test edilmiştir.

Bu incelemeler sonucunda Fisher yüz algoritmasının başarımı yapılan tüm testlerde özyüz algoritmasına göre daha üstün gelmiştir. Çalışma kapsamında Fisher yüz yöntemi için yüz uzayı ilk olarak TBA'dan geçirilerek ana bileşenler elde edilmiş, daha sonra bu bileşenler DDA'ya girdi olarak verilmiş ve yüz tanıma başarımı artırılmıştır. Bu bağlamda Fisher yüz algoritmasının, özyüz algoritmasının tanıyamadığı bazı resimleri de tanıma yetkinliğine sahip olduğu gösterilmiştir.

Ayrıca görüntülerin AKD'si temel düşük, yatay orta ve dikey orta frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş yüz uzayı için, Gauss, tuz&biber ve benek gürültülerinin eklendiği görüntülerin AKD temel düşük, yatay orta, dikey orta ve köşegensel yüksek frekans bileşenleri alınarak oluşturulmuş test uzayı ile özyüz ve Fisher yüz algoritmalarının yüz tanıma başarımları test edilmiştir. Testler sonucunda hem özyüz hem de Fisher yüz algoritmaları için temel düşük frekans bileşenleri kullanılarak yapılan yüz tanıma testlerinde başarı oranı orijinal görüntüler ile yapılan test sonuçlarına yakın çıkmıştır. Yatay ve dikey orta frekans bileşenleri kullanılarak yapılan

yüz tanıma testlerindeki başarı oranı ise orjinal görüntüler ile yapılan testlere göre oldukça başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Sonuç olarak bu tez kapsamında AKD yatay, düşey orta frekans bileşenleri ile yapılan yüz tanıma işleminin en üstün başarıma sahip olduğu tespit edilmiştir. Temel düşük frekans bileşenleri gürültü ekleme saldırılarından oldukça etkilenmektedir. Köşegensel yüksek frekans bileşenleri ise görüntüye ait çok fazla bilgi içermemektedir. Bundan dolayı bu iki frekans bileşeni için yüz tanıma başarımları daha düşük çıkmıştır.

KAYNAKLAR

- Anonymous. 2001. Quo vadis Face Recognition Ralph Gross Jianbo Shi Jeff Cohn CMU-RI-TR-01-17 June 2001 Robotics Institute Carnegie Mellon University Pittsburgh, Pennsylvania 15213
- Anonymous. 2008. Web Sites: <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>, Erişim Tarihi 04/04/2008
- Anonymous. 2008. Web Sites: <http://vision.ai.uiuc.edu/mhyang/face-detection-survey.html>, Erişim Tarihi 05/ 12/ 2008
- Anonymous. 2008. Web Sites: <http://www.facedetection.com/>, Erişim Tarihi 24/ 11/ 2008
- Anonymous. 2009. Web Sites: <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/images/imnoise.html>, Erişim Tarihi 17/10/2009
- Belhumeur, Peter N., Hespanha, Joao P., Kriegman, David J. 1997. "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection", IEEE Transaction On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.7.
- Bin L. and Kai-Kuang M. 2009. "Fisherface vs. Eigenface in the Dual-tree Complex Wavelet Domain", 2009 Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing.
- Brunelli, R. and Poggio, T. 1992. "Face Recognition Through Geometrical Features".
- Brunelli, R. and Poggio, T. 1993. "Face recognition: Features versus templates", IEEE Transaction on Pattern Analysis and and Machine Intelligence, 15, 1042-1052.
- Brunelli, R. and Poggio, T. 1995 "Template Matching: Matched Spatial Filters and Beyond", IRST Tech. Rep. 9510-03.
- Brunelli, R. and Poggio, T. 1997. "Face recognition: features versus templates", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 19, pages 675-676.
- Cox, I., Ghosn J. and Yianilos, P. 1996. "Feature-based Face Recognition using Mixture distance", Int. Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 209-216.
- Crow I., Tock D. and Bennett A. 1992. "Finding Face Features", Proc. Second European Conf. Computer Vision, pp. 92-96.
- Ely, S.R. 1995. "MPEG Video Coding A Simple Introduction", EBU Technical review Winter.
- Gao, Y. ve Leung, M., 2002 "Face Recognition using Line Edge Map", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 764-779.
- Garcia, C. , Zikos, G., Tziritas, G. 2000. Wavelet Packet Analysis for face recognition, Image and Vision Computing 18, pp. 289-297.
- Gonzalez-Jiminez, D. ve Alba-Casto, J., 2004. "Frontal Face Authentication through Creaseness-driven Gabor Jets", ICIAR, 660-667.
- Grudin Maxim A., 2000, "On internal representations in face recognition systems", Pattern Recognition 33 page 1161-1177
- Gül, A.B., 2003. "Holistic Face Recognition by Dimension Reduction, The Middle East Technical University", The Department of Electrical and Electronics Engineering.
- Harmon, L. D., and Hunt, W. F., 1977. "Automatic recognition of human face profiles", Computer Graphics and Image Processing, Vol. 6, pp. 135-156.

- Huang, J., Shi, Y.Q. ve Shi, Y., 2000. "Embedding Image Watermarks in DC Components." IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technol. vol. 10 (6), pp. 974-979.
- Jain, A.K. , Bolle R.M. and Pankanti S. , (Eds.) 1999. "Biometrics:Personal Identification in a networked Society", Norwell, MA:Kluwer.
- Jellinek, B. 2000. "Invisible Watermarking of Digital Images for Copyright Protection." Master's Thesis, Department of Scientific Computing, University of Salzburg, Austria.
- Kaufman, G. J., and Breeding, K. J. 1976. "The automatic recognition of human faces from profile silhouettes", IEEE Trans. Syst. Man Cybern., Vol. 6, pp. 113-120.
- Kerin, M. A., and Stonham, T. J. 1990. "Face recognition using a digital neural network with self-organizing capabilities", Proc. 10th Int. Conf. on Pattern Recognition, pp.738-741.
- Kirby, M., and Sirovich, L. 1990. "Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces", IEEE PAMI, Vol. 12, pp. 103-108.
- Koch E. and Zhao J. 1995. "Towards Robust and Hidden Image Copyright Labeling," presented at Nonlinear Signal Processing Workshop, Thessaloniki, Greece.
- Leung T.K., Burl M.C., and Perona P. 1995., "Finding Faces in Cluttered Scenes Using Random Labeled Graph Matching", Proc. Fifth IEEE Int'l Conf. Computer Vision, pp. 637-644.
- Manjunath, B. S., Chellappa, R., and Malsburg, C. 1992. "A feature based approach to face recognition", Trans. of IEEE, pp. 373-378.
- Martinez, Aleix M., Kak, Avinash C. 2001. "PCA versus LDA, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence", Vol. 23, No. 2.
- Nakamura, O., Mathur, S., and Minami, T. 1991. "Identification of human faces based on isodensity maps", Pattern Recognition, Vol. 24(3), pp. 263-272.
- Özdemir, A. 2007. "Dalgacık dönüşümü kullanarak ön cepheden çekilmiş insan yüzü resimlerinin tanınması".
- Rabiner, L., and Huang, B. 1993. Fundamentals of Speech Recognition. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Roth, A. 2005 "Face Recognition, http://isl.ira.uka.de/mmseminar/download/2004/A_Roth-FaceRecognition.ppt."
- Rowley, H., Baluja, S. and Kanade, T. 1998. "Neural Network-Based Face Detection", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 1, pp. 23-38, Jan. 1998. vol. 20, no. 1, pp. 39-51.
- Schneiderman, H. and T. Kanade, T., 2000. "A Statistical Method for 3D Object Detection Applied to Faces and Cars", Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 1, pp. 746-751.
- Sakai, T., Nagao M. and Fujibayashi S. 1969. "Line Extraction and Pattern Detection in a Photograph", Pattern Recognition, vol. 1, pp. 233-248..
- Samal, A. And Iyengar P.A. 1995. "Human Face Detection Using Silhouettes", Int'l J. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol. 9, no. 6, pp. 845-867.
- Samaria, F. S., Harter, A. C. 1994. "Parameterization of a Stochastic Model for Human Face Identification", Proceedings of the 2nd IEEE workshop on Applications of Computer Vision, Sarasota, Florida.
- Samaria, F., 1994. "Face Recognition using Hidden Markov Model", PhD Thesis, Univ. Of Cambridge.

- Samaria, F., and Young, S. 1994. "HMM based architecture for face identification," *Image and Computer Vision*, vol. 12, pp. 537-583.
- Sirohey, S.A. 1993 "Human Face Segmentation and Identification", Technical Report CS- TR-3176, Univ. of Maryland.
- Sung, K. and Poggio T. 1994. "Example-Based Learning for View- Based Human Face Detection", Technical Report AI Memo 1521, Massachusetts Inst. Of Technology AI Lab.
- Terzopoulos, D., and Waters, K. 1990. "Analysis of facial images using physical and anatomical models", *Proc. 3rd Int. Conf. on Computer Vision*, pp. 727-732,.
- Turk, M., Pentland, A. 1991 "Eigenfaces for recognition, *Journal of Cognitive Neuroscience*", Vol. 3, pp. 71-86.
- Uenohara M. and Kanade T., Jan. 1998 "Optimal approximation of uniformly rotated images: relationship between Karhunen-Loeve expansion and discrete cosine transform", *IEEE Trans on Image Processing*, Vol.7, No.1, pp. 116—119.
- UK Passport Service, 2005. "Biometrics Enrollment Trial".
- Viola P. and Jones M. 2001, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features".
- Wiskott L., Fellous J.-M., Krueger N., von der Malsburg C., 1997. "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 7, pp. 776-779.
- Yang, G. and T. S. Huang, "Human Face Detection in Complex Background", *Pattern Recognition*, vol. 27, no. 1, pp. 53-63, 1994.
- Yılmaz, S. Belirsiz Tarih "Yüz Tanıma Algoritmaları", Yıldız Teknik Üniversitesi Elektronik ve Haberleşme, İstanbul, Türkiye.
- Yuan, J. and David, Z. 2004. "A Face and Palmprint Recognition Approach Based on Discriminant DCT Feature Extraction", *IEEE Transaction On Systems, Man, And Cybernetics—Part B: Cybernetics*, Vol. 34, No. 6.
- Yuille, A. L., Cohen, D. S., and Hallinan, P. W. 1989. "Feature extraction from faces using deformable templates", *Proc. of CVPR*.
- Yuille, A. , Hallinan P. and Cohen D. 1992. "Feature Extraction from Faces Using Deformable Templates", *Int'l J. Computer Vision*, vol. 8, no. 2, pp. 99-111,
- Zhao, W., Chellappa, R. Belirsiz Tarih, Discriminant Analysis of Principal Components for Face Recognition.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Ahmet Yıldırım ERDOĞAN

Doğum Yeri : Ankara

Doğum Tarihi : 23.03.1983

Medeni Hali : Bekar

Yabancı Dili : İngilizce

Eğitim Durumu (Kurum ve Yıl)

Lise : Süleyman Demirel Anadolu Lisesi (2001)

Lisans : Hacettepe Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Bilgisayar
Mühendisliği(2006)

Yüksek Lisans: Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik
Mühendisliği Anabilim Dalı (Şubat 2007 – Haziran 2010)

Çalıştığı Kurum/Kurumlar ve Yıl

2006-2006: Docuart Yazılım Ltd. Şti.

2006-2008: Meteksan Sistem A.Ş.

2008 ----- : Türk Telekomünikasyon A.Ş.