

Temel Bileşen Analizi ve Bağımsız Bileşen Analizi  
Yöntemlerini Temel Alan  
Bazı Görüntü Tanıma Uygulamaları ve Karşılaştırmaları

Işıl Yazar

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Haziran 2008

Some Image Recognition Applications Based on  
Principle Component Analysis  
and  
Independent Component Analysis and Their Comparisons

Işıl Yazar

**MASTER OF SCIENCE THESIS**

Department of Electrical and Electronics Engineering

June 2008

Temel Bileşen Analizi ve Bağımsız Bileşen Analizi  
Yöntemlerini Temel Alan  
Bazı Görüntü Tanıma Uygulamaları ve Karşılaştırmaları

Işıl Yazar

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Lisansüstü Yönetmeliği Uyarınca  
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı  
Telekomünikasyon Bilim Dalında  
YÜKSEK LİSANS TEZİ  
Olarak Hazırlanmıştır

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Mehmet Atıf Çay

Haziran 2008

## ONAY

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans öğrencisi Işıl YAZAR'ın YÜKSEK LİSANS tezi olarak hazırladığı “Temel Bileşen Analizi ve Bağımsız Bileşen Analizi Yöntemlerini Temel Alan Bazı Görüntü Tanıma Uygulamaları ve Karşılaştırmaları” başlıklı bu çalışma, jürimizde lisansüstü yönetmeliğin ilgili maddeleri uyarınca değerlendirilerek kabul edilmiştir.

**Danışman** : Yrd. Doç. Dr. M. Atıf ÇAY

**İkinci Danışman** : -----

### **Yüksek Lisans Tez Savunma Jürisi:**

**Üye:** Yrd. Doç. Dr. M. Atıf ÇAY

**Üye:** Prof. Dr. Abdurrahman KARAMANCIOĞLU

**Üye:** Prof. Dr. Bilginer GÜLMEZOĞLU

**Üye:** Yrd. Doç. Dr. Erol SEKE

**Üye:** Yrd. Doç. Dr. Nihat ADAR

Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun ..... tarih ve ..... sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. Nimetullah BURNAK

Enstitü Müdürü

## ÖZET

Bu çalışmada, günümüzde birçok alanda kullanılan, Temel Bileşen Analizi ve Bağımsız Bileşen Analizi yöntemlerinin görüntü tanıma alanında yapılan bazı uygulamaları ve karşılaştırmaları analiz edilmiştir. Çalışmanın “Giriş” bölümünde örüntü tanıma, biyometri, yüz tanıma gibi kavramlar üzerinde durulmuştur. “Temel Bileşen Analizi Tabanlı Yöntemler” ve “Bağımsız Bileşen Analizi Tabanlı Yöntemler” bölümlerinde yöntemler üzerine teorik bilgi verilmiştir. “Yüz Tanıma Deneyle” bölümünde farklı veritabanlarında Temel Bileşen Analizi ve Bağımsız Bileşen Analizi yöntemleri kullanılarak yapılan deneylerin sonuçlarına yer verilmiştir. “Sonuç ve Tartışma” bölümünde yöntemlerin kendi içlerinde ve birbirleriyle olan karşılaştırmaları yapılmış, gelecekte yapılması hedeflenen çalışmalardan bahsedilmiştir. Yapılan çalışmalar sonucunda, hem temel bileşen analizi hem bağımsız bileşen analizi için önerilen yöntemler olumlu sonuçlar vermiştir.

Anahtar Kelimeler: Örüntü tanıma, yüz tanıma, temel bileşen analizi ve bağımsız

bileşen analizi

## SUMMARY

In this study, two widely used theories, Principle Component Analysis and Independent Component Analysis have been analysed according to some applications and comparisons within image recognition area. In the first part of the study, some concepts like pattern recognition, biometrics, face recognition are explained. In the second and third part two theories, Principle Component Analysis and Independent Component Analysis are examined theoretically. In the fourth part the application results based on these two theories within different databases are found. In the last part the two methods are compared within each other and according to each other, then the study has been completed by the discussion of the results. Finally, according to the study results, the suggested methods for both principle component analysis and independent component analysis gave good results.

Keywords: Pattern recognition, face recognition, principle component analysis, independent component analysis

## TEŞEKKÜR

“Temel Bileşen Analizi ve Bağımsız Bileşen Analizi Yöntemlerini Temel Alan Bazı Görüntü Tanıma Uygulamaları ve Karşılaştırmaları” çalışmalarında, gerek derslerimde ve gerekse tez çalışmalarında, bana danışmanlık ederek, beni yönlendiren ve her türlü olanağı sağlayan danışmanım Yrd. Doç. Dr. Mehmet Atıf ÇAY’a, bana sağladıkları moral ve bilgi desteği ile her zaman yanımda olan hocalarım Hasan Serhan YAVUZ’a ve Arzu ALTIN’a, benden maddi-manevi desteğini esirgemeyen, sonuna kadar arkamda olan, güvenlerini her fırsatta gösteren aileme teşekkür ederim.

## İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
<b>ÖZET</b> .....	<b>v</b>
<b>SUMMARY</b> .....	<b>vi</b>
<b>TEŞEKKÜR</b> .....	<b>vii</b>
<b>ŞEKİLLER DİZİNİ</b> .....	<b>x</b>
<b>ÇİZELGELER DİZİNİ</b> .....	<b>xi</b>
<b>SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ</b> .....	<b>xiii</b>
<b>1.GİRİŞ</b> .....	<b>1</b>
<b>2.TEMEL BİLEŞEN ANALİZİ TABANLI YÖNTEMLER</b> .....	<b>3</b>
2.1. Temel Bileşen Analizi.....	3
2.2 Temel Bileşen Analizi Metodolojisi .....	4
2.3 Temel Bileşen Analizi için Klasik ve Robust Önişleme Yöntemleri.....	7
<b>3. BAĞIMSIZ BİLEŞEN ANALİZİ TABANLI YÖNTEMLER</b> .....	<b>11</b>
3.1 Bağımsız Bileşen Analizi.....	11
3.2 Bağımsız Bileşen Analizi Metodolojisi .....	14
<b>4. YÜZ TANIMA DENEYLERİ</b> .....	<b>19</b>
4.1 Yale Veritabanı Deneyleri.....	19
4.1.1 Yale-TBA Deneyleri .....	20
4.1.2 Yale-BBA Deneyleri.....	21
4.2 AR Veritabanı Deneyleri.....	21
4.2.1 AR-TBA Deneyleri .....	22
4.3 ORL Veritabanı Deneyleri .....	23
4.3.1 ORL-TBA Deneyleri.....	24



**İÇİNDEKİLER (devam ediyor)**

	<b><u>Sayfa</u></b>
4.3.2 ORL-BBA Deneyleri .....	25
<b>5. SONUÇ VE TARTIŞMA.....</b>	<b>27</b>
<b>6.EK AÇIKLAMALAR.....</b>	<b>29</b>
A-TEMEL BİLEŞEN ANALİZİ DENEYLERİ .....	29
B-BAĞIMSIZ BİLEŞEN ANALİZİ DENEYLERİ .....	43
<b>7.KAYNAKLAR DİZİNİ.....</b>	<b>45</b>

## ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Sayfa</u>	<u>Şekil</u>
Şekil 3.1. Birinci yapının şekilsel gösterimi .....	13
Şekil 3.2. İkinci yapının şekilsel gösterimi .....	14
Şekil 3.3. BBA metodolojisi .....	15
Şekil 4.1. Yale veritabanından bazı görüntüler.....	20
Şekil 4.2. AR veritabanından bazı görüntüler.....	22
Şekil 4.3. ORL veritabanından bazı görüntüler .....	24

## ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>Çizelge</u>	<u>Sayfa</u>
Çizelge 4.1. Yale-TBA Deney Sonuçları.....	20
Çizelge 4.2. Yale-BBA Deney Sonuçları .....	21
Çizelge 4.3. AR-TBA Deney Sonuçları.....	23
Çizelge 4.4. ORL-TBA Deney Sonuçları .....	25
Çizelge 4.5. ORL-BBA Deney Sonuçları.....	26
Çizelge A.1.1. Yale için klasik-ortalama merkezileştirme önişleme metodu.....	29
Çizelge A.1.2. Yale için klasik-standartlaştırma önişleme metodu.....	29
Çizelge A.1.3. Yale için klasik-standart normal deęişim önişleme metodu.....	30
Çizelge A.1.4. Yale için robust-medyan merkezileştirme önişleme metodu.....	30
Çizelge A.1.5. Yale için robust- $qn$ -standart normal deęişim önişleme metodu .....	31
Çizelge A.1.6. Yale için robust- $sn$ -standart normal deęişim önişleme metodu.....	31
Çizelge A.1.7. Yale için robust-medyan standart normal deęişim önişleme metodu.....	32
Çizelge A.1.8. Yale için robust- $qn$ -standartlaştırma önişleme metodu .....	32
Çizelge A.1.9. Yale için robust- $sn$ -standartlaştırma önişleme metodu.....	33
Çizelge A.2.1. AR için klasik-ortalama merkezileştirme önişleme metodu.....	33
Çizelge A.2.2. AR için klasik-standartlaştırma önişleme metodu .....	34
Çizelge A.2.3. AR için klasik-standart normal deęişim önişleme metodu.....	34
Çizelge A.2.4. AR için robust-medyan merkezileştirme önişleme metodu.....	35
Çizelge A.2.5. AR için robust- $qn$ -standart normal deęişim önişleme metodu .....	35
Çizelge A.2.6. AR için robust- $sn$ -standart normal deęişim önişleme metodu.....	36
Çizelge A.2.7. AR için robust-medyan standart normal deęişim önişleme metodu.....	36
Çizelge A.2.8. AR için robust- $qn$ -standartlaştırma önişleme metodu .....	37
Çizelge A.2.9. AR için robust- $sn$ -standartlaştırma önişleme metodu.....	37
Çizelge A.3.1. ORL için klasik-ortalama merkezileştirme önişleme metodu .....	38
Çizelge A.3.2. ORL için klasik-standartlaştırma önişleme metodu.....	38

## ÇİZELGELER DİZİNİ (devam ediyor)

<u>Çizelge</u>	<u>Sayfa</u>
Çizelge A.3.3. ORL için klasik-standart normal değişim önişleme metodu .....	39
Çizelge A.3.4. ORL için robust-medyan merkezileştirme önişleme metodu .....	39
Çizelge A.3.5. ORL için robust-qn-standart normal değişim önişleme metodu.....	40
Çizelge A.3.6. ORL için robust-sn-standart normal değişim önişleme metodu .....	40
Çizelge A.3.7. ORL için robust-medyan standart normal değişim önişleme metodu ....	41
Çizelge A.3.8. ORL için robust-qn-standartlaştırma önişleme metodu.....	41
Çizelge A.3.9. ORL için robust-sn-standartlaştırma önişleme metodu .....	42
Çizelge B.1.1. Yale ve g=pow 3 fonksiyonu deney sonuçları .....	43
Çizelge B.1.2. Yale ve g=gauss fonksiyonu deney sonuçları.....	43
Çizelge B.2.1. ORL ve g=pow 3 fonksiyonu deney sonuçları.....	44
Çizelge B.2.2. ORL ve g=gauss fonksiyonu deney sonuçları.....	44

## SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

<b><u>Simgeler</u></b>	<b><u>Açıklama</u></b>
TBA	Temel bileşen analizi
BBA	Bağımsız bileşen analizi
DDA	Doğrusal ayırtaç analizi
DVM	Destek vektör makinesi
ORL	Olivetti-Oracle research lab.
$\mathbf{X}$	TBA'da $M$ görüntüden oluşan $N \times M$ 'lik veri matrisi
$\mathbf{X}$	BBA'da $M$ görüntüden oluşan $M \times N$ 'lik veri matrisi
$\mathbf{x}^i$	TBA'da görüntü vektörü
$\mathbf{x}_j^i$	TBA'da görüntü değişkeni
$\mathbf{x}_j$	BBA'da görüntü vektörü
$\mathbf{m}$	$N$ boyutlu ortalama görüntü vektörü
$\tilde{\mathbf{x}}^i$	TBA'da ortalama çıkarılmış görüntü vektörü
$\tilde{\mathbf{x}}_j$	BBA'da ortalama çıkarılmış görüntü vektörü
$\tilde{\mathbf{X}}$	Ortalama çıkarılarak merkezleştirilmiş veri matrisi
$\mathbf{C}$	Kovaryans matrisi
$\lambda$	Özdeğer
$\mathbf{v}$	Özvektör
$\mathbf{G}$	İzdüşüm matrisi
$\mathbf{y}^i$	TBA'da görüntü öznitelik vektörü
$\mathbf{R}$	TBA'da $N$ görüntüden oluşan $N \times N$ 'lik veri matrisi
$\tilde{\mathbf{R}}$	TBA'da merkezleştirilmiş veri matrisi
$\boldsymbol{\mu}(r)$	Ortalama vektörü
$r^i$	Görüntü vektörü
$\boldsymbol{\sigma}(r)$	Standart sapma vektörü

**SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ (devam ediyor)**

$\sigma_{SN}(r)$	$SN$ tahmin edicisi vektörü
$\sigma_{QN}(r)$	$QN$ tahmin edicisi vektörü
$\cdot/$	Eleman elemana bölme işlemi
<b>A</b>	Karıştırma matrisi
<b>S</b>	Kaynak vektörleri matrisi
<b>W</b>	Ayrıştırma matrisi
<b>E</b>	Ortogonal özvektör matrisi
<b>D</b>	Köşegensel özdeğer matrisi
<b>B</b>	Beyazlatma matrisi
<b>Z</b>	Beyazlatılmış veri matrisi

## BÖLÜM 1

### GİRİŞ

Aralarında ortak özellik bulunan ve aralarında bir ilişki kurulabilen karmaşık işaret örneklerini veya nesnelere bazı tespit edilmiş özellikler veya karakterler vasıtasıyla tamamlama veya sınıflandırma olayı örüntü tanıma olarak adlandırılmaktadır [1]. Örüntü tanıma bilim disiplininin amacı nesnelere sınıflandırmaktır [2]. Bu nesnelere, uygulamaya göre görüntü, ses ya da sınıflandırılması istenen başka bir işaret olabilir ve genel olarak örüntü olarak adlandırılır [3].

Biyometri, kişilerin fiziksel ve davranışsal özelliklerini göz önüne alarak yürütülen kimlik belirleme çalışmaları olarak tanımlanır. Bu kişi özelliklerine el geometrisi, parmak izleri, elin damar görüntüsü, konuşma sesi, yüz özellikleri, kulak memesi, yürüyüş, klavye kullanımı, konuşma devinimleri verilebilir [4]. Biyometri bilişim sektörünün önemli bir parçasıdır. Biyometrik sistemler, tanınması istenen veriyi sistemde bulunan kayıtlı verilerle karşılaştırarak tanıma olayını gerçekleştirirler [3].

Yüz tanıma yöntemleri son yıllarda hızla artan bir uygulama haline gelmiştir. Bu konu son zamanlarda güvenlik sistemleri, kredi kartı onaylama, suçlu teşhis etme gibi geniş kullanım alanıyla oldukça dikkat çekmektedir [5-7]. Başarılı bir yüz tanıma sistemi yaratılmasının önemi bu noktada ortaya çıkmaktadır. Yüz tanıma sistemleri öğrenen sistemlerdir. Burada öğrenen sistemden kastedilen sistemin eğitilmesi sonucunda sistemin belli girdiler için belli çıktılar sağlamasıdır. Sistemin başarısı sistemin girdiye uyguladığı dönüşümlere ve girdinin özelliklerini öğrenebilme başarısına bağlıdır [8].

İlk resmi yüz sınıflama metodu 25 Mayıs 1888 yılında Sir Francis Galton tarafından (Charles Darwin'in kuzeni) gerçekleştirilmiştir [9]. 1980'ler boyunca yüz tanıma üzerine çok fazla çalışma olmamıştır. Yapılan çalışmalar gerçek zamana ayak

uydurabilecek nitelikte değildir. 1990 sonrası sivil/ticari araştırma projelerinin artması; yapay sinir ağları sınıflamasında gerçek zamanlı hesaplamaların ve adaptasyon öneminin artması; gerçek zamanlı donanımların kullanılabilirliği; uyuşturucu trafiği, terörist aktiviteleri gibi hareketlerin artması sonucu bu faaliyetleri izleyebilecek ve olaylarla insanlar arasında bağlantı kurabilecek uygulamalara olan ihtiyaç nedeniyle yüz tanıma olan ilgi artmıştır [9].

Yüz tanıma işlemi tanınmak istenen yüzün sistemdeki hangi yüzle daha çok eşleştiğine dayanarak yapılmaktadır. Tanınması istenen yüz bilgisi normalize edilir ve sistemde bulunan diğer yüzlerle aralarındaki uzaklık tek tek hesaplanır. Hesaplanan uzaklık değerleri küçükten büyüğe sıralanır. Sınıf ataması en küçük uzaklık değerine göre yapılır [10].

Yüz tanıma kullanılan algoritmalar genellikle şablon tabanlı ve geometrik özellik tabanlı olmak üzere ikiye ayrılır. Şablon tabanlı algoritmalar yüz özelliklerini çıkarmak için alınan yüz ile bir ya da daha fazla sayıda olan kalıp arasındaki ilişkiyi inceler. Temel bileşen analizi (TBA), bağımsız bileşen analizi (BBA), TBA+BBA, doğrusal ayırtaç analizi (DAA), destek vektör makinesi (DVM), kernel metotları, yapay sinir ağları kullanılan algoritmalar arasındadır. Bu algoritmalar yardımıyla yüz şablonu oluşturulmaya çalışılır [3]. Yüzün bazı yerlerinin kapatılması durumunda şablon tabanlı algoritmalar yeterli olmamaktadır [11]. Geometrik özellik tabanlı algoritmalar ise yüzün belli kısımları ve bu kısımlar arasındaki ilişkileri analiz ederler. Aktif şekil modeli, elastik demet grafiği kullanılan algoritmalar arasındadır [3].



## BÖLÜM 2

### TEMEL BİLEŞEN ANALİZİ TABANLI YÖNTEMLER

Temel Bileşen Analizi (TBA), asal bileşen analizi veya Karhunen-Loeve dönüşümü olarak da adlandırılan, örüntü tanıma çalışmalarında geniş kullanım alanı bulunan bir altuzay izdüşüm yöntemidir. Yüz tanıma uygulamalarının büyük bir çoğunluğu bu boyut indirgeme yöntemine dayanmaktadır. Bunun nedeni olarak karmaşık hesaplama algoritmaları gerektiren yeni tekniklere temel çözüm modeli oluşturması ve ayrıca vektör, matris, özdeğer, özvektör gibi matematik elemanlarının anlaşılmasındaki kolaylık gösterilebilir [12]. Temel bileşenler analizi; değişkenlerden oluşan bir veri kümesinin varyans-kovaryans yapısını, bu değişkenlerin doğrusal birleşimleri yardımıyla açıklayarak, boyut indirgemesi ve yorumlanmasını sağlayan çok değişkenli bir istatistik yöntemidir [13].

TBA vektör tabanlı bir yaklaşımdır. Bu yöntemde amaç, büyük boyutlu ve birbiriyle ilişkili vektörleri, küçük boyutlu birbiriyle ilişkisiz vektörler biçiminde ifade eden bir boyut indirgemesi gerçekleştirmektir. Görüntü tanıma uygulamalarında kullanımı, sayısal görüntü verisinin vektör biçiminde temsil edilmesiyle gerçekleşir.

TBA, yüzdeki en gerekli bilgilerin bir grup karakteristik yüz üzerinden elde edilmesi ve daha sonra diğer yüzlerin, bu özyüz adı verilen resimlerin birer doğrusal birleşimi olarak ifade edilmesi ilkesine dayanmaktadır [3]. Özyüzler üzerinde yüz vektörlerinin izdüşümünün alınmasıyla daha küçük boyutta yüz vektörleri elde edilir.

#### **2.1. Temel Bileşen Analizi**

1901 yılında Karl Pearson'un başlattığı temel bileşenler analizi çalışmaları, 1933 yılında Hotelling tarafından geliştirilmiştir [14]. TBA çok sayıda birbiri ile ilişkili

değişkenler içeren veri setinin boyutlarını veri içerisinde varolan değişimlerin mümkün olduğunca korunarak daha az boyuta indirgenmesini sağlayan bir dönüşüm tekniğidir [15]. Analiz eldeki veriyi daha az sayıda değişkenle ifade edebilecek en iyi dönüşümü belirlemeyi amaçlar. Dönüşüm sonrasında elde edilen değişkenler ilk değişkenlerin temel bileşenleri olarak adlandırılır. İlk temel bileşen varyans değeri en büyük olandır ve diğer temel bileşenler varyans değerleri azalacak şekilde sıralanır. Temel bileşenler birbirine diktir. Gürültüye karşı düşük hassasiyet, bellek ve kapasite ihtiyaçlarının azalması, az boyutlu uzaylarda daha etkin çalışması TBA'nın temel avantajları arasında sıralanabilir [10].

## 2.2 Temel Bileşen Analizi Metodolojisi

Temel Bileşen Analizinin yüz tanımada bilinen en etkili uygulaması Turk ve Pentland tarafından geliştirilen özyüz (eigenface) yöntemidir [16].

Eğitim kümesi veri matrisinin ( $\mathbf{X}$ )  $M$  tane  $N \times 1$  'lik gözlem vektöründen oluşan bir eğitim matrisi olduğu kabul edilsin. Burada her bir gözlem vektörü, görüntü matrisinin sütun vektörüne dönüştürülmesiyle oluşturulur. TBA yöntemi kısaca aşağıdaki gibi işler:

Eğitim veri matrisi (2.1) ve (2.2)'deki gibi gösterilir.

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}^1 \mid \mathbf{x}^2 \mid \dots \mid \mathbf{x}^M] \quad (N \times M) \quad (2.1)$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \dots & x_1^M \\ x_2^1 & x_2^2 & \dots & x_2^M \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_N^1 & x_N^2 & \dots & x_N^M \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Çok değişkenli analizde, çoğu zaman birimleri farklı olan değişkenlerle ilgilenilir. Ancak, bazı durumlarda verilerin aynı birimde olması daha iyi sonuç verir. Bu amaçla, değişken değerleri merkezileştirilerek aynı birime dönüştürülür. Bu standartlaştırma veri ortalaması 0'a çekilerek yapılır. Eğitim vektörlerinin ortalaması  $\mathbf{m}$ , (2.3) gibi hesaplanır. Hesaplanan ortalama vektörü her bir gözlem vektöründen çıkartıldığında değişkenler 0 ortalamalı olur ve ortalaması çıkarılmış veri matrisi  $\tilde{\mathbf{X}}$  ile gösterilir.

$$\mathbf{m} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{x}^i = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \cdot \\ m_N \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Ortalaması çıkarılmış gözlem vektörleri (2.4) ve (2.5) gibi gösterilir.

$$\tilde{\mathbf{x}}^i = \mathbf{x}^i - \mathbf{m}, \quad \forall i \quad (2.4)$$

$$\tilde{\mathbf{X}} = [\tilde{\mathbf{x}}^1 \mid \tilde{\mathbf{x}}^2 \mid \dots \mid \tilde{\mathbf{x}}^M] \quad (NxM) \quad (2.5)$$

Sıfır ortalamalı eğitim veri matrisi (2.6) ile bulunur.

$$\tilde{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} x_1^1 - m_1 & x_1^2 - m_1 & \cdot & x_1^M - m_1 \\ x_2^1 - m_2 & x_2^2 - m_2 & \cdot & x_2^M - m_2 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ x_N^1 - m_N & x_N^2 - m_N & \cdot & x_N^M - m_N \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Daha sonra sıfır ortalamalı eğitim vektörünün kovaryans matrisi (2.7) kullanılarak hesaplanır ve (2.8) elde edilir.

$$\mathbf{C} = \tilde{\mathbf{X}}\tilde{\mathbf{X}}^T = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (\mathbf{x}^i - \mathbf{m})(\mathbf{x}^i - \mathbf{m})^T \quad (2.7)$$

$$\begin{bmatrix} (x_1^1 - m_1)^2 & (x_1^2 - m_1)(x_2^1 - m_2) & \cdot & (x_M^1 - m_1)(x_N^1 - m_N) \\ (x_2^1 - m_2)(x_1^2 - m_1) & (x_2^2 - m_2)^2 & \cdot & (x_M^2 - m_2)(x_N^2 - m_N) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ (x_N^1 - m_N)(x_1^M - m_1) & (x_N^2 - m_N)(x_2^M - m_2) & \cdot & (x_N^M - m_N)^2 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Burada köşegen üzerinde bulunan katsayılar varyans, diğerleri kovaryans katsayılarıdır. Varyans diğer boyutlardan bağımsız olarak yalnızca bir boyuttaki verinin ortalama değere göre dağılımı hakkında bilgi vermektedir. Kovaryans bir boyutun diğer boyutlara bağlı olarak nasıl bir değişim gösterdiği hakkında bilgi verir. Daima 2 boyut arasında hesaplanır [3]. Değişkenlerden birinin değeri artarken diğerinin değeri artıyor ya da biri azalırken diğeri de azalıyorsa iki değişken arasındaki kovaryans değeri pozitif olacaktır. Değişkenlerden birinin değeri artarken diğerinin değeri azalıyor ya da birinin değeri azalırken diğerinin değeri artıyorsa kovaryans değeri negatif çıkacaktır. Eğer değişkenler arasında belirgin bir ilişki yoksa, kovaryans sıfıra yakın bir değer olur [17].

(2.9) eşitliği kullanılarak kovaryans matrisinin öz değer ve öz vektörleri hesaplanır.  $\mathbf{C}$ ,  $N \times N$  boyutlu bir matris,  $\lambda$  herhangi bir skaler ve  $\mathbf{v}$  sıfırdan farklı bir sütun vektör olmak üzere,

$$\mathbf{C} \mathbf{v} = \lambda \mathbf{v} \quad (2.9)$$

Eşitliğini sağlayan  $\lambda$  sayısı  $\mathbf{C}$ 'nin öz değeri ve  $\mathbf{v}$  de  $\lambda$  ile ilişkili öz vektörüdür. Öz değerler büyükten küçüğe doğru sıralanır. Bu sıralı öz değerlere karşılık gelen sıralı vektörlerden ilk  $P$  tanesi kullanılarak  $\mathbf{G}$  iz düşüm matrisi oluşturulur. Seçilen öz vektörler matrisin satırlarını oluşturacak şekilde (2.10)'daki gibi en büyük öz değerden başlayarak sıralanır.

$$\mathbf{G}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{g}_1 \\ \mathbf{g}_2 \\ \cdot \\ \mathbf{g}_P \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Bulunan  $P$  tane özyüz  $N$  boyutlu yüz uzayını tanımlar. (2.11)'deki gibi öznitelik vektörü belirlenmek istenen vektörlerin  $\mathbf{G}$  matrisi üzerinde izdüşümü alınır.

$$\mathbf{y}^i = \mathbf{G}^T \mathbf{x}^i \quad i=1,2,\dots,M \quad (2.11)$$

Böylece eğitim aşaması tamamlanmıştır. Bir sonraki basamak, eğitimde kullanılmayan bir test görüntüsü geldiğinde, eğitim aşamasındaki öznitelikler kullanılarak test vektörüne sınıf ataması yapmayı amaçlayan bir sınıflandırma gerçekleştirmektir.

TBA temeline uyumlu ve yüksek performans veren en yaygın sınıflandırıcı, en yakın komşu (nearest neighbour) sınıflandırıcısıdır.  $\mathbf{G}$  olarak tanımlanan ve özyüzler tarafından gerilen yüz uzayına izdüşümü ile öz nitelikler belirlenir. Eğitim aşamasında belirlenen özniteliklerle yeni yüzün özniteliği karşılaştırılır. Konumlar arasındaki en yakın uzaklığa göre sınıflandırma olayı sonuçlanır.

### 2.3 Temel Bileşen Analizi için Klasik ve Robust Önişleme Yöntemleri

Bir veri kümesinde gözlemlerin oluşturmuş olduğu modele uymayan gözlemler aykırı değer olarak adlandırılmaktadır [13]. TBA'da görülen bu durum, tüm gözlemlerin normal dağılıma sahip olduğunun düşünülmesiyle açıklanabilmektedir. Ayrıca sapan değermiş gibi görünen ancak gerçekte sapan değer olmayan gözlemlerin ihmal edilmesi; gözlemlerde eksik değişken bulunması nedeniyle gözlemin silinerek ihmal edilmesi veya diğer görüntülere uygun olarak değişken değerinin tamamlanması gibi durumlarda TBA yine etkin bir performans sergileyememektedir [18].

TBA'nın karşı karşıya kaldığı bu gibi durumlar için istatistikçiler klasik veya robust olan farklı önişleme teknikleri geliştirmiştir [19]. Bunlardan klasik olanlar sırasıyla standartlaştırma, standart normal değişim; robust olanlarsa medyan merkezileştirmesi,  $QN$ -Standartlaştırma,  $SN$ -Standartlaştırma, Medyan Standart Normal

Değişim,  $SN$ -Standart Normal Değişim,  $QN$ -Standart Normal Değişim'dir [20].  $N$  boyutlu  $N$  görüntüden oluşan bir  $\mathbf{R}$  veri matrisi ele alındığında yöntemlerin işleyişi aşağıdaki gibidir:

- *Standartlaştırma*:  $N$  tane görüntüden oluşan veri kümesindeki görüntüler için (2.12)'deki gibi standart sapma değeri hesaplanır. Daha sonra veri kümesindeki görüntüler (2.13)'deki gibi eleman elemana standart sapma değerine bölünür. "·/" işleci matris veya vektör biçimindeki verinin aynı konumdaki değerlerinin birbirine bölünmesini temsil etmektedir.

$$\sigma(r) = \sqrt{\frac{1}{(N-1)} \sum_{i=1}^N (r^i - \mu(r))^2} \quad (2.12)$$

$$\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{R} \cdot / \sigma(r) \quad (2.13)$$

- *Standart Normal Değişim*: Bu yöntemde öncelikle veri kümesinin transpozu alınarak ortalaması bulunur. Amaç ortalama görüntü bulmak yerine, görüntüyü oluşturan değişkenlerin ortalamasını bulmak ve her görüntü için ortalama bir değişken hesaplamaktır. Veri kümesindeki her gözlemle olan fark hesaplanır. Bu fark, transpozu alınmış veri kümesinde hesaplanan standart sapmaya bölünür.

$$\tilde{\mathbf{R}} = (\mathbf{R} - \mu(\mathbf{R}^T)) \cdot / \sigma(\mathbf{R}^T) \quad (2.14)$$

- *Medyan Merkezileştirme*: Bu yöntem ortalama merkezileştirmedeki durumla aynıdır. Tek fark bu kez veri kümesindeki görüntülerden veri kümesinin medyan değeri çıkarılır. (2.15)'deki gibi hesaplanır.

$$\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{R} - \text{medyan}(\mathbf{R}) \quad (2.15)$$

- *SN-Standartlaştırma*: Bu yöntem klasik yöntemlerden olan standartlaştırma yöntemi gibidir. Tek fark standartlaştırmada kullanılan standart sapma verisi yerine *SN* tahmin edicisinin kullanılmasıdır. *SN* tahmin edicisi (2.16)'daki gibi hesaplanır ve (2.17)'de yerine konulur.

$$\sigma_{SN}(r) = cf \times c \times \text{medyan}^i \left\{ \text{medyan}^j \left| r^i - r^j \right| \right\} \quad i, j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2.16)$$

$$\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{R} \cdot / \sigma_{SN}(r) \quad (2.17)$$

*cf*, yoğunluk faktörüdür. Verinin boyutuna göre değişir. *c* sayısı 1.1926' dır.

- *QN-Standartlaştırma*: *SN*-Standartlaştırmadan farkı *SN* tahmin edicisi yerine (2.18)'deki *QN* tahmin edicisinin kullanılmasıdır. Hesaplanan değer (2.19)'da yerine konulur.

$$\sigma_{QN}(r) = cf \times c \times \left\{ \left| r^i - r^j \right| ; i < j \right\}_{(k)} \quad i, j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2.18)$$

$$\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{R} \cdot / \sigma_{QN}(r) \quad (2.19)$$

*cf*, yoğunluk faktörüdür, *c* sayısı 2.2219' dur.

- *Medyan Standart Normal Değişim*: Klasik yöntemlerden olan standart normal değişimden farklı olarak bu yöntemde, (2.20)'de gösterildiği gibi klasik yöntemde kullanılan ortalama merkezileştirme ve standart sapma hesaplamalarının yerini medyan hesaplaması almıştır.

$$\tilde{\mathbf{R}} = (\mathbf{R} - \text{medyan}(\mathbf{R}^T)) \cdot / \text{medyan}(\mathbf{R}^T) \quad (2.20)$$

- *SN-Standart Normal Değişim:* Klasik yöntemde kullanılan ortalama merkezileştirme ve standart sapma hesaplamalarının yerini (2.21)'de *SN* tahmin edicisi hesaplaması almıştır.

$$\tilde{\mathbf{R}} = (\mathbf{R} - \sigma_{SN}(\mathbf{R}^T)) \cdot \sigma_{SN}(\mathbf{R}^T) \quad (2.21)$$

- *QN-Standart Normal Değişim:* Klasik yöntemde kullanılan ortalama merkezileştirme ve standart sapma hesaplamalarının yerini (2.22)'de *QN* tahmin edicisi hesaplaması almıştır.

$$\tilde{\mathbf{R}} = (\mathbf{R} - \sigma_{QN}(\mathbf{R}^T)) \cdot \sigma_{QN}(\mathbf{R}^T) \quad (2.22)$$



## BÖLÜM 3

### BAĞIMSIZ BİLEŞEN ANALİZİ TABANLI YÖNTEMLER

Yüz tanıma uygulamalarında yüzün hangi özniteliklerinin kullanıldığı önemlidir. Özniteliklerin başarılı seçimi tanıma oranını arttırmaktadır. Göz, kaş, ağız, çene, burun gibi özellikler diğer yüz özelliklerinden bağımsız olan birinci derece özniteliklerdir. Birinci derece özelliklerin konumu ile yüz şekli arasındaki özellikler ikinci derece olarak tanımlanmaktadır. Saç rengi, kırışıklık, ben bulunması gibi ileri düzeydeki bilgiler ise yüksek derecedeki öznitelikler olarak adlandırılır [21]. Yüz tanıma uygulamalarında gereken bilginin büyük bir bölümü yüksek dereceli özelliklerde gizlidir [22]. TBA metodolojisi kovaryans tabanlı bir yöntem olduğu için yüksek dereceden özelliklerle ilgilenilmemektedir.

Bağımsız Bileşen Analizi (BBA), çok değişkenli veri kümesinde doğrusal olan, ortogonal olan(zorunlu değil) koordinat sistemini bulmaya yarayan yeni bir metottur. Giriş verisinin bulunan koordinat sistemi üzerindeki izdüşümlerini birbirinden bağımsız hale getirir ve aralarındaki ilişkiyi minimum seviyeye indirir [23]. BBA'da bağımsız bileşenler doğrusal veya doğrusal olmayan bilinmeyen bir karıştırma mekanizması ile karıştırılarak gözlem değerlerini oluştururlar [24-25]. BBA'nın amacı kaynaklar arasındaki ilişkiyi azaltan doğrusal dönüşüm yapmaktır [23]. Bunun için kullanılan çeşitli algoritmalar vardır. Fastica, Infomax, Jade, Radical gibi. Bütün algoritmalarda dönüşüm için farklı yaklaşımlar kullanılmaktadır.

#### 3.1 Bağımsız Bileşen Analizi

BBA'da bağımsız bileşenler bilinmeyen bir karıştırma matrisi ile karıştırılarak gözlem verilerini oluştururlar. Matematiksel gösterimi (3.1)'deki gibidir:

$$\mathbf{X}=\mathbf{AS} \quad (3.1)$$

$\mathbf{x}_j$  : gözlem vektörleridir,  $j=1, \dots, M$

$\mathbf{s}_i$  : kaynak vektörleridir,  $i=1, \dots, S$

$\mathbf{A}$  karıştırma matrisidir.

BBA’da amaç, gözlem vektörlerinin kullanılarak bilinmeyen karışım matrisi ve kaynak vektörleri değerlerinin kestirilmesidir [24-25]. Doğrusal BBA’da karıştırma matrisinin kare, kaynakların non-gaussian dağılıma sahip olduğu kabul edilir. BBA’da bağımsız bileşenlerin hesaplanması için yüksek dereceden bilgilerin bilinmesi gerekmektedir. Gaussian dağılımda bu bilgiler sıfırdır. Bu yüzden BBA, gaussian dağılıma sahip verilerde sonuç vermemektedir. Karıştırma matrisinin kare kabul edilmesi, kaynak sayısı ile bağımsız bileşen sayısının eşit olması demektir. Bu varsayım ayrıştırma matrisinin tahminini kolaylaştırmaktadır. Çünkü karıştırma matrisinin tersi alınarak (3.2)’deki gibi ayrıştırma matrisi bulunur [26].

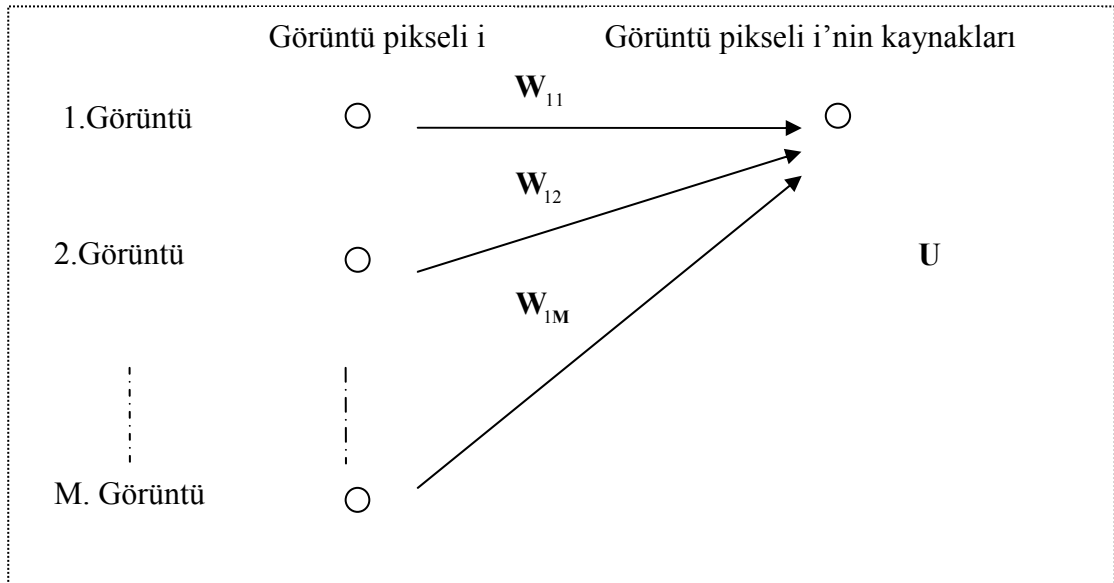
$$\mathbf{S}=\mathbf{WX} \longrightarrow \mathbf{W}=\mathbf{A}^{-1} \quad (3.2)$$

“ $\mathbf{W}$ ” ayrıştırma matrisidir. BBA’da amaç kaynaklar arasındaki istatistiksel bağımlılığı minimize edecek şekilde “ $\mathbf{W}$ ” matrisinin bulunmasıdır.

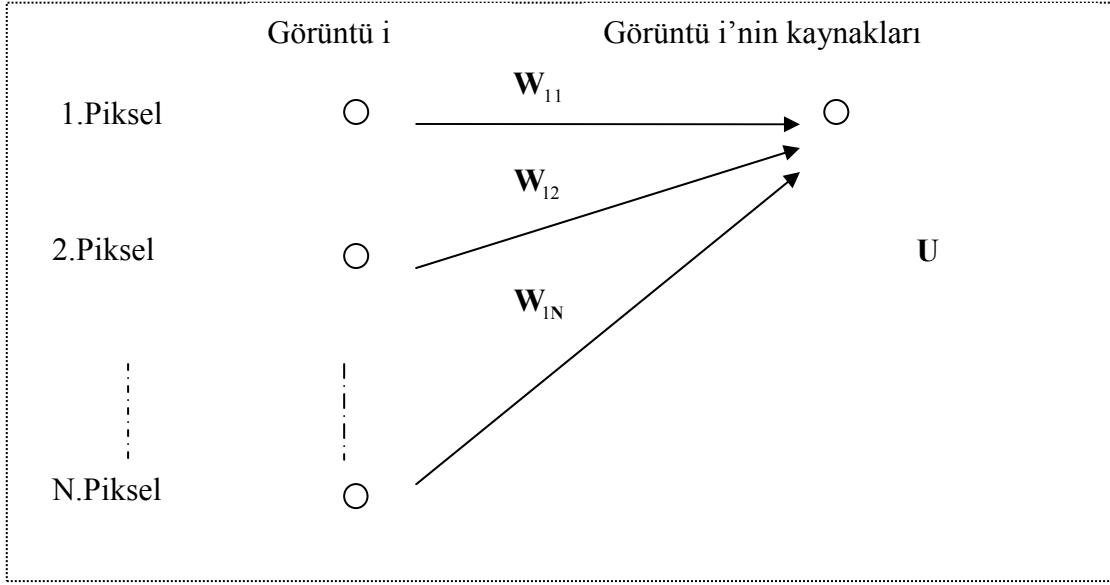
BBA’da yaygın olarak kullanılan 2 farklı mimari yapı vardır [22]:

- 1) Birinci yapıda görüntüler değişkenleri, piksel değerleri de deneme değerlerini temsil etmektedir. Bu yaklaşım, görüntülerin bağımsızlığına veya görüntü fonksiyonlarının bağımsızlığına duyarlıdır. Bu yaklaşıma göre  $\mathbf{a}$  görüntüsündeki bir pikselin değeri  $\mathbf{b}$  görüntüsündeki aynı pikselin değerinden tahmin edilemiyorsa, bu iki görüntü birbirinden bağımsız demektir. Birinci yapının şekilsel gösterimi Şekil 3.1.’de verilmiştir.

- 2) İkinci yapıda birinci durumun transpozu alınır. Bu durumda piksel değerleri değişken, görüntüler ise deneme olur. Bu yaklaşım da, piksellerin bağımsızlığına veya piksel fonksiyonlarının bağımsızlığına duyarlıdır. Bu yaklaşıma göre aynı görüntü içindeki birbirine benzer piksellerden birinin değeri diğeri kullanılarak tahmin edilemiyorsa pikseller birbirinden bağımsız demektir. İkinci yapının şekilsel gösterimi Şekil 3.2.'de gösterilmiştir.



**Şekil 3.1.** Birinci yapının şekilsel gösterimi



Şekil 3.2. İkinci yapının şekilsel gösterimi

### 3.2 Bağımsız Bileşen Analizi Metodolojisi

BBA algoritmasının genel işleyişi Şekil 3.3.'de gösterildiği gibidir [26]:



**Şekil 3.3.** BBA metodolojisi

Gözlem matrisi olarak isimlendirilen ilk aşamada görüntü resimleri satır vektörleri şeklinde sıralanarak (3.3)'deki gibi gözlem matrisini oluştururlar.

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \cdot \\ \mathbf{x}_M \end{bmatrix} \quad (M \times N) \quad (3.3)$$

İkinci aşama ön işleme aşamasıdır. Bu aşama iki bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde TBA da olduğu gibi ortalaması çıkarılmış gözlem vektörleri hesaplanır. İkinci bölümde ise beyazlatma işlemi gerçekleştirilir. Beyazlatma işlemi ile hızlı

yakınsama sağlanmaktadır. BBA'da beyazlatma işlemi için TBA algoritması yaygın olarak kullanılmaktadır. Böylece beyazlatma işleminin yanında boyut indirgeme gerçekleştirilebilmektedir [27]. Sırasıyla önce (3.4) kullanılarak sıfır ortalamalı gözlem matrisi, kovaryans matrisi ve beyazlatma matrisi bulunur.

$$\mathbf{m} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \mathbf{x}_j = [m_1 \quad m_2 \quad \dots \quad m_N] \quad (3.4)$$

Ortalaması çıkarılmış gözlem vektörleri (3.5)ve (3.6)'daki gibidir:

$$\tilde{\mathbf{x}}_j = \mathbf{x}_j - \mathbf{m} \quad , \quad \forall j \quad (3.5)$$

$$\tilde{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_1 \\ \tilde{\mathbf{x}}_2 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{x}}_M \end{bmatrix} \quad (M \times N) \quad (3.6)$$

Sıfır ortalamalı gözlem matrisi (3.7)'deki gibidir:

$$\tilde{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} x_1^1 - m_1 & x_1^2 - m_2 & \dots & x_1^N - m_N \\ x_2^1 - m_1 & x_2^2 - m_2 & \dots & x_2^N - m_N \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M^1 - m_1 & x_M^2 - m_2 & \dots & x_M^N - m_N \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Daha sonra sıfır ortalamalı gözlem matrisi kullanılarak (3.8)'deki gibi kovaryans matrisi hesaplanır.

$$\mathbf{C} = \tilde{\mathbf{X}}\tilde{\mathbf{X}}^T \quad (3.8)$$

$\mathbf{C}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v}$  eşitliğinden yararlanılarak (3.9)'daki öz değer ayrıştırma yöntemi uygulandığında;  $\mathbf{E}$  ortogonal öz vektör matrisi,  $\mathbf{D}$  de diagonal özdeğer matrisi elde edilerek beyazlatma matrisi  $\mathbf{B}$  eşitlik (3.10)'daki gibi, beyazlatılmış veri matrisi  $\mathbf{Z}$  ise (3.11) eşitliğindeki gibi bulunur [26].(3.10) eşitliğinde  $\mathbf{D}^{-\frac{1}{2}}$ , diagonal özdeğerlerin karekökünün alınmasına karşılık gelmektedir.

$$E\{\tilde{\mathbf{X}}\tilde{\mathbf{X}}^T\} = \mathbf{E}\mathbf{D}\mathbf{E}^T \quad (3.9)$$

$$\mathbf{B} = \mathbf{E}\mathbf{D}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{E}^T \quad (3.10)$$

$$\mathbf{Z} = \mathbf{B}\tilde{\mathbf{X}} \quad (3.11)$$

Böylece beyazlatma işlemi tamamlanır. Bundan sonraki aşama  $\mathbf{W}$  matrisinin tahmin edilmesi aşamasıdır. Kullanılan her BBA algoritmasında  $\mathbf{W}$  matrisinin tahmini için farklı yöntemler kullanılmaktadır. “Deflationary fixed point algorithm” literatürdeki BBA algoritmalarından biridir. Bu algoritmada bağımsız bileşenler tek tek tahmin edilmeye çalışılır. Algoritma en baştan itibaren “ $\mathbf{W}$ ” ayrıştırma matrisini aşağıdaki adımları izleyerek tahmin eder [26]:

ADIM 1: Veri sıfır ortalamalı olacak şekilde merkezileştir.

ADIM 2: Veriyi beyazlaştır,  $\mathbf{Z}$  matrisini bul.

ADIM 3:Tahmin edilmesi istenen “ $m$ ” bağımsız bileşen sayısını belirle,  $p \leftarrow 1$ ,

ADIM 4:  $\mathbf{w}_p$  'ye başlangıç değeri ver.(örn. rasgele)

ADIM 5:  $\mathbf{w}_p \leftarrow E\{\mathbf{Z}\mathbf{g}(\mathbf{w}_p^T\mathbf{Z})\} - E\{\mathbf{Z}\mathbf{g}'(\mathbf{w}_p^T\mathbf{Z})\}\mathbf{w}_p$ , doğrusal olmayan  $g$  fonksiyonu aşağıdakilerden biri olarak seçilebilir:

$$g(y)=\tanh(a_1y), g(y)= y \exp(-y^2/2) - y \exp(-y^2/2), g(y)=y^3$$

$$\text{ADIM 6: } \mathbf{w}_p \leftarrow \mathbf{w}_p - \sum_{j=1}^{p-1} (\mathbf{w}_p^T \mathbf{w}_j) \mathbf{w}_j$$

$$\text{ADIM 7: } \mathbf{w}_p \leftarrow \mathbf{w}_p / \|\mathbf{w}_p\|,$$

ADIM 8: Eğer  $w_p$  yakınsamadıysa ADIM 5'e geri dön.

ADIM 9:  $p \leftarrow p+1$ , eğer  $p \leq m$  ise, ADIM 4'e geri dön. Değilse dur.

Algoritmada, sağlamlık açısından kullanılan  $g$  fonksiyonunun seçiminin önem taşıdığı söylenmektedir [28]. Yapılan çalışmalara dayanarak sapan değerlere karşı (3.13)'deki gauss fonksiyonunun kullanımı önerilmektedir [29].

$$g(y) = y \exp(-y^2 / 2) \quad (3.13)$$



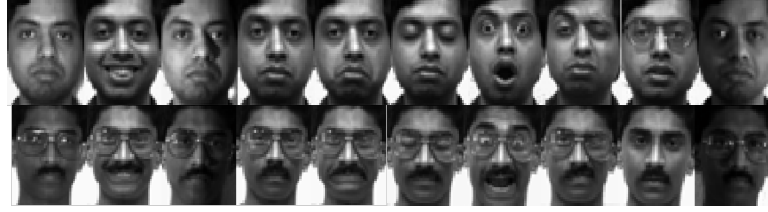
## BÖLÜM 4

### YÜZ TANIMA DENEYLERİ

PCA ve ICA algoritmaları temel alınarak yapılan yüz tanıma uygulamalarında AR [30], Yale [31], ORL (Olivetti-Oracle Research Lab) [32] veritabanları kullanıldı. Her veritabanı için, veritabanını oluşturan görüntülerden rasgele seçimle eğitim ve test setleri oluşturuldu [33]. Bu oluşturma işlemi 10 kez tekrarlandı ve her veritabanından 10 adet yeni veritabanı elde edildi. 10 adet yeni veritabanı üzerinde yapılan yüz tanıma deney sonuçlarından test seti en yüksek tanıma oranını veren değerlerin ortalama tanıma oranları hesaplandı.

#### 4.1 Yale Veritabanı Deneyleri

Yale, 15 farklı kişiden alınan 11 farklı görüntü ile toplamda 165 görüntüden oluşan bir veritabanıdır. Veritabanı, 15 kişiden alınmış olan merkezden aydınlanmış, sağdan aydınlanmış, soldan aydınlanmış, gözlüklü, gözlüksüz, normal, uykulu, şaşkın, mutlu, üzgün, göz kırpmış görüntülerden oluşmaktadır [34]. Deneysel hesap yükünün hafiflemesi için deneyde bu görüntülere downsampling uygulanmış ve boyutları  $46 \times 36$ 'ya indirgenmiştir. Kişilerin gözlüksüz görüntüleri hesaplamaya dahil edilmemiştir. 15 kişinin 10 farklı görüntüsü 5'er 5'er rasgele ayrılarak eğitim seti ve test seti olarak ayrı ayrı gruplanmıştır. Eğitim setini oluşturan yüz görüntülerinin tanınması işlemi eğitim görüntüsünün kendisi dışında eğitim sınıfını oluşturan diğer görüntülerle ve diğer sınıf görüntüleri ile aralarındaki uzaklığın karşılaştırılmasıyla gerçekleştirilmiştir. Bu nedenle, eğitim seti tanıma oranları çizelgelerde de görüldüğü üzere % 100 olmamaktadır. Test seti görüntüleri ise test seti sınıflarının bütün görüntüleri ile karşılaştırılmıştır. Yale veritabanından kullanılan bazı örnek görüntüler Şekil 4.1. 'de verilmiştir.



**Şekil 4.1.** Yale veritabanından bazı görüntüler

#### 4.1.1 Yale-TBA Deneyleri

Bu şekilde yapılan gruplamalarla 10 adet veritabanı oluşturulmuştur. Deneylerde kullanılan TBA algoritması ve önışleme teknikleri için TOMCAT toolbox [20]'tan yararlanılmıştır. Yale veritabanı eğitim ve test yüzdeleri her bir veritabanında 75 temel bileşen için hesaplanıp, her bir bileşen için 10 veritabanı tanıma oranlarının ortalaması alınmıştır. En yüksek test tanıma oranını veren bileşenin sonuçları Çizelge 4.1.'de gösterilmiştir.

**Çizelge 4.1.** Yale-TBA Deney Sonuçları

Yöntem	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
Klasik-Ortalama Merkezileştirme	18	71,20	78,53
Klasik-Standartlaştırma	25	70,53	77,20
Klasik-Standart Normal Değişim	19	70,67	76,80
Robust-Medyan Merkezileştirme	19	70,53	78,40
Robust- $Qn$ -Standart Normal Değişim	19	71,20	78,80
Robust- $Sn$ -Standart Normal Değişim	25	70,80	78,67
Robust-Median Standart Normal Değişim	29	70,67	78,27
Robust- $Qn$ -Standartlaştırma	20	71,20	78
Robust- $Sn$ -Standartlaştırma	18	70,53	77,47

Klasik yöntemlerde en yüksek değer % 78,53 ile ortalama merkezileştirmede bulundu. Bununla birlikte robust yöntemlerden qn-standart normal değişim ve sn-standart normal değişim sırasıyla % 78,80 ve % 78,67 değerleri ile tüm klasik yöntemlerden daha yüksek sonuç verdi.

#### 4.1.2 Yale-BBA Deneyleri

TBA'da kullanılan veritabanı yapısı ile aynı veritabanı kullanılmıştır. Kullanılan BBA algoritması, FastICA, “deflationary fixed point algorithm” tabanlıdır [35]. Yale veritabanında, bu algoritma, doğrusal olmayan iki fonksiyon olan tanh ve gauss için ayrı ayrı uygulanmıştır. Her 2 fonksiyon için her veritabanında 75 adet bağımsız bileşen hesaplanmıştır. Deney sonuçları Çizelge 4.2.'de görülmektedir.

**Çizelge 4.2.** Yale-BBA Deney Sonuçları

Yöntem	Bağımsız Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
G=POW 3	60	58,13	68,27
G=GAUSS	30	57,60	70,40

Kullanılan 2 yöntemden diğerine göre daha robust olduğu iddia edilen gauss yöntemi % 70,40 daha iyi sonuç verdi.

#### 4.2 AR Veritabanı Deneyleri

AR, 126 farklı kişiden alınan 26 farklı görüntü ile toplamda 3276 görüntüden oluşan bir veritabanıdır. 126 kişiden alınan, dik ve önden olan görüntülerden ilk 13'ü bir oturumda diğer 13'ü ise 14 gün sonra aynı koşullarda yapılan diğer bir oturumda

alınmıştır [34]. Deneyleerde kullanılan AR veritabanında 126 kişi arasında rasgele seçilen 50 kişiden alınan 14 farklı önişleme yapılmış görüntü kullanılmıştır. Yapılan önişleme, her bir yüz görüntüsünde gözler arası uzaklığın yaklaşık olarak eşit tutulup, yüksek boyuttaki görüntülerin downsample edilmesini içerir. Görüntülerin nihai boyutu  $60 \times 45$ 'dir. 14 görüntü 7'şer 7'şer rasgele ayrılarak eğitim seti ve test seti olarak ayrı ayrı gruplanmıştır. Bu şekilde 10 adet veritabanı oluşturulmuştur. Eğitim setini oluşturan yüz görüntülerinin tanınması işlemi eğitim görüntüsünün kendisi dışında eğitim sınıfını oluşturan diğer görüntülerle ve diğer sınıf görüntüleri ile aralarındaki uzaklığın karşılaştırılmasıyla gerçekleştirilmiştir. Test seti görüntüleri ise test seti sınıflarının bütün görüntüleri ile karşılaştırılmıştır. AR veritabanından kullanılan bazı örnek görüntüler Şekil 4.2.'de verilmiştir.



Şekil 4.2. AR veritabanından bazı görüntüler

#### 4.2.1 AR-TBA Deneyleeri

TBA deneyleeri için AR veritabanı eğitim ve test yüzdeleri 10'dan 10'ar 10'ar artırılarak 350 temel bileşene kadar on veritabanı için hesaplanmıştır. Deneyle sonuçları Çizelge 4.3.'de görölmektedir.

**Çizelge 4.3.** AR-TBA Deney Sonuçları

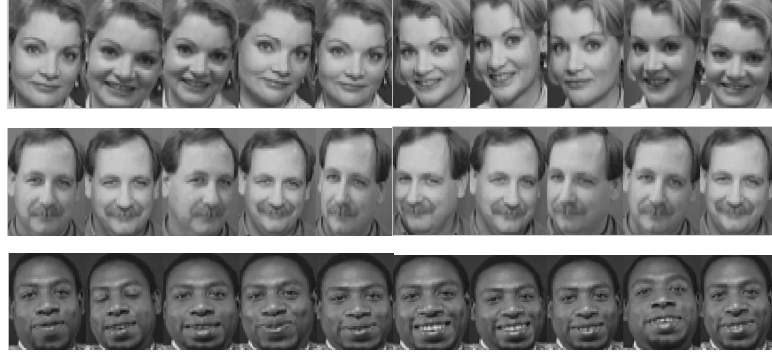
Yöntem	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
Klasik-Ortalama Merkezileştirme	350	72,86	77,11
Klasik-Standartlaştırma	330	72,97	77,17
Klasik-Standart Normal Değişim	300	79,09	83,34
Robust-Medyan Merkezileştirme	340	72,86	77,06
Robust- $Qn$ -Standart Normal Değişim	330	72,89	77,06
Robust- $Sn$ -Standart Normal Değişim	300	72,86	77,06
Robust-Median Standart Normal Değişim	340	73,03	77,11
Robust- $Qn$ -Standartlaştırma	320	72,83	77,09
Robust- $Sn$ -Standartlaştırma	320	72,97	77,14

En yüksek değer robust yöntemlerin aksine klasik standart normal değişimde bulundu. Diğer klasik yöntemler ve robust yöntemler birbirine çok yakın sonuçlar verdi.

### 4.3 ORL Veritabanı Deneyleri

ORL, 40 farklı kişiden alınan 10 farklı görüntü ile toplamda 400 görüntüden oluşan bir veritabanıdır. Veritabanı, 40 kişiden farklı zaman dilimlerinde farklı aydınlanma koşulları, farklı yüz ifadeleri, farklı yüz detaylarına bağlı olarak alınan görüntülerden oluşmaktadır [34]. Deneylerde kullanılan ORL veritabanında 40 farklı kişiden alınan 10 farklı görüntü kullanılmıştır. Görüntü boyutları  $56 \times 46$ 'ya indirgenecek biçimde bir ön işleme yapılmıştır. Görüntüler 5'er 5'er rasgele ayrılarak eğitim seti ve test seti olarak ayrı ayrı gruplanmıştır. Bu şekilde 10 adet veritabanı oluşturulmuştur. Eğitim setini oluşturan yüz görüntülerinin tanınması işlemi eğitim görüntüsünün kendisi dışında eğitim sınıfını oluşturan diğer görüntülerle ve diğer sınıf görüntüleri ile aralarındaki uzaklığın karşılaştırılmasıyla gerçekleştirilmiştir. Test seti

görüntüleri ise bütün test seti sınıflarının bütün görüntüleri ile karşılaştırılmıştır. ORL veritabanından kullanılan bazı görüntüler Şekil 4.3.'de verilmiştir.



**Şekil 4.3.** ORL veritabanından bazı görüntüler

#### 4.3.1 ORL-TBA Deneyleri

ORL veritabanı eğitim ve test yüzdeleri 10'dan 10'ar 10'ar artırılarak 200 temel bileşene kadar 10 veritabanı için hesaplanmıştır. Veritabanı ortalamaları Çizelge 4.4.'de görülmektedir.

**Çizelge 4.4.** ORL-TBA Deney Sonuçları

Yöntem	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
Klasik-Ortalama Merkezileştirme	190	92,35	94,15
Klasik-Standartlaştırma	200	92,35	94,15
Klasik-Standart Normal Değişim	60	91,25	93,20
Robust-Medyan Merkezileştirme	200	92,40	94,20
Robust-Qn Standart Normal Değişim	120	92,60	94,20
Robust-Sn Standart Normal Değişim	150	92,50	94,25
Robust-Median Standart Normal Değişim	200	92,25	94,15
Robust-Qn Standartlaştırma	200	92,35	94,10
Robust-Sn Standartlaştırma	190	92,35	94,15

ORL veritabanında, klasik yöntemlerden ortalama merkezileştirme ve standartlaştırma % 94,15 ile klasik yöntemde en yüksek sonucu verirken, robust-sn standart normal değişim % 94,25 ile, robust-medyan merkezileştirme ve robust-qn standart normal değişim % 94,20 ile klasik yöntemlerin hepsiden daha iyi sonuçlar vermiştir.

#### 4.3.2 ORL-BBA Deneyleri

Veritabanında BBA algoritması ile hem tanh hem gauss fonksiyonları kullanılarak 10 veritabanı için hesaplama yapılmıştır. Her veritabanında 10'dan 10'ar 10'ar artırarak 200'e kadar bağımsız bileşen hesaplanmıştır. Ortalamalar Çizelge 4.5.'de görülmektedir.

**Çizelge 4.5.** ORL-BBA Deney Sonuçları

Yöntem	Bağımsız Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
G=POW 3	170	59,65	69,40
G=GAUSS	40	75	81,35

Kullanılan 2 yöntemden diğerine göre daha robust olduğu söylenen gauss yöntemi % 81,35 ile daha iyi sonuç vermiştir.



## BÖLÜM 5

### SONUÇ VE TARTIŞMA

TBA ve BBA yöntemlerini temel alarak yapılan deneylerde Yale, AR, ORL veritabanları kullanıldı. Önerilen TBA algoritmaları bütün veritabanlarına uygulandı. BBA algoritması ise Yale ve ORL veritabanlarında uygulandı. BBA'da sonuç karşılaştırması için iki veritabanı yeterli olduğu için AR veritabanı kullanılmadı.

Yale veritabanında, TBA için önerilen klasik önışleme yöntemlerinin içinde en yüksek değeri ortalama-merkezileştirme yöntemi vermiştir. Robust yöntemlerin içinde bu değeri geçen qn standart normal deęişim ve sn standart normal deęişim önışleme yöntemleridir. Bununla birlikte, klasik yöntemler ve bu yöntemlerin robust halleri karşılaştırıldığında ortalama merkezileştirme ve bu yöntemin robust hali dışında bütün robust yöntemlerin kendi klasik hallerinden yüksek sonuçlar verdiği görüldü.

AR veritabanında, TBA için önerilen yöntemlerin içinde en yüksek değeri klasik yöntem olan standart normal deęişim yöntemi verdi. Diğer klasik ve robust yöntemler deneyde klasik standart normal deęişim yöntemine göre düşük sonuçlar verdi. Klasik yöntem olan standart normal deęişimin dışındaki klasik ve robust yöntemlerin hepsi birbirine yakın sonuçlar verdi.

ORL veritabanında, TBA için önerilen klasik önışleme yöntemlerinin içinde en yüksek değeri ortalama merkezileştirme ve standartlaştırma yöntemleri verdi. Robust yöntemlerin içinde bu yöntemlerin sonuçlarını geçen yöntemler medyan merkezileştirme, qn standart normal deęişim ve sn standart normal deęişim yöntemleridir. Ayrıca qn standartlaştırma dışında bütün robust yöntemler klasik hallerinden daha iyi sonuçlar verdi.

BBA algoritmasında kullanılan doğrusal olmayan iki yaklaşımdan gauss yaklaşımı hem Yale veritabanında hem ORL veritabanında sağlamlık açısından tanh yaklaşımına göre daha iyi sonuçlar verdi. BBA algoritmasında birinci yapı olan, görüntülerin satır vektörü olarak alındığı yöntem kullanıldı.

Bütün veritabanlarından alınan sonuçlardan yola çıkarak TBA algoritmasında klasik standart normal değişim veya onun robust hallerinin diğer klasik veya robust yöntemlerden her seferde daha iyi sonuç verdiği görüldü. Bundan sonra yapılacak olan çalışmalarda, önışleme yöntemi olarak sadece standart normal değişim yönteminin klasik ve robust şekillerinin kullanılarak TBA algoritması üzerinde iyileştirmeler yapılması hedeflenmektedir. Ayrıca daha fazla sayıda görüntüye sahip veritabanlarının ve farklı sınıflandırıcıların kullanımı ile tanıma oranlarının daha yüksek çıkacağı düşünülmektedir.

BBA algoritması ile TBA algoritmaları karşılaştırıldığında BBA'da aynı veritabanlarında yapılan deneyler sonucunda TBA'dan daha düşük sonuçlar verdiği görüldü. Kullanılan görüntü özelliklerine, kullanılan BBA yapısına ve kullanılan BBA algoritmalarına bağlı olarak TBA-BBA algoritmalarının karşılaştırmaları farklı sonuçlar vermektedir. Daha önceden yapılan bazı görüntü tanıma deneyleri sonucunda [36], deneyde kullanmış olduğumuz algoritmanın 1. yapı ile kullanıldığı takdirde TBA'dan daha düşük sonuç verdiği, 2.yapı ile kullanıldığı takdirde TBA'dan daha iyi sonuçlar verdiğini biliyoruz. Bundan sonra yapılacak çalışmalarda sağlamlığını kontrol ettiğimiz iki fonksiyonu algoritmada 2.yapıyı kullanarak hem kendi içinde sağlamlık açısından hem de TBA ile yöntemler arası karşılaştırma hedeflenmektedir.

## EK AÇIKLAMALAR

## A-TEMEL BİLEŞEN ANALİZİ DENEYLERİ

Çizelge A.1.1.Yale için klasik-ortalama merkezileştirme önişleme metodu

ÖNİŞLEME METODU: KLASİK-ORTALAMA MERKEZİLEŞTİRME			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
YALE 1	11	66.67	85.33
YALE 2	21	70.67	80
YALE 3	12	70.67	76
YALE 4	27	76	73.33
YALE 5	18	65.33	84
YALE 6	11	68	78.67
YALE 7	19	69.33	78.67
YALE 8	18	74.67	74.67
YALE 9	17	66.67	81.33
YALE 10	16	74.67	80
MAKSİMUM TANIMA ORANI	18	71.20	78.53

Çizelge A.1.2. Yale için klasik-standartlaştırma önişleme metodu

ÖNİŞLEME METODU: KLASİK-STANDARTLAŞTIRMA			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
YALE 1	73	64	82.67
YALE 2	25	70.67	78.67
YALE 3	8	70.67	74.67
YALE 4	14	76	73.33
YALE 5	18	64	84
YALE 6	12	70.67	78.67
YALE 7	65	66.67	76
YALE 8	11	73.33	73.33
YALE 9	8	65.33	80
YALE 10	19	72	78.67
MAKSİMUM TANIMA ORANI	25	70.53	77.20

**Çizelge A.1.3.** Yale için klasik-standart normal deęişim önişleme metodu

<b>ÖNİŞLEME METODU: KLASİK-STANDART NORMAL DEĞİŞİM</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eđitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
YALE 1	26	64	85.33
YALE 2	37	66.67	78.67
YALE 3	12	73.33	74.67
YALE 4	20	78.67	70.67
YALE 5	28	68	82.67
YALE 6	16	68	78.67
YALE 7	47	68	76
YALE 8	19	76	74.67
YALE 9	15	69.33	78.67
YALE 10	23	73.33	77.33
MAKSİMUM TANIMA ORANI	19	70.67	76.80

**Çizelge A.1.4.** Yale için robust-medyan merkezileştirme önişleme metodu

<b>ÖNİŞLEME METODU: ROBUST-MEDYAN MERKEZİLEŞTİRME</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eđitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
YALE 1	10	69.33	85.33
YALE 2	25	70.67	80
YALE 3	13	69.33	76
YALE 4	28	76	73.33
YALE 5	19	65.33	84
YALE 6	11	69.33	78.67
YALE 7	19	69.33	78.67
YALE 8	10	74.67	76
YALE 9	9	64	80
YALE 10	17	76	80
MAKSİMUM TANIMA ORANI	19	70.53	78.40

Çizelge A.1.5. Yale için robust-qn-standart normal değişim önerme metodu

ÖNİŞLEME METODU: <b>ROBUST-QN-STANDART NORMAL DEĞİŞİM</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
YALE 1	18	65.33	85.33
YALE 2	38	69.33	80
YALE 3	19	73.33	76
YALE 4	20	76	73.33
YALE 5	14	68	84
YALE 6	11	69.33	78.67
YALE 7	8	65.33	77.33
YALE 8	31	76	76
YALE 9	10	64	81.33
YALE 10	16	76	80
MAKSİMUM TANIMA ORANI	19	71.20	78.80

Çizelge A.1.6. Yale için robust-sn-standart normal değişim önerme metodu

ÖNİŞLEME METODU: <b>ROBUST-SN-STANDART NORMAL DEĞİŞİM</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
YALE 1	18	65.33	85.33
YALE 2	37	70.67	80
YALE 3	19	73.33	76
YALE 4	21	76	73.33
YALE 5	14	68	84
YALE 6	11	70.67	78.67
YALE 7	14	70.67	78.67
YALE 8	20	76	74.67
YALE 9	9	62.67	81.33
YALE 10	16	76	80
MAKSİMUM TANIMA ORANI	25	70.80	78.67

**Çizelge A.1.7.** Yale için robust-medyan standart normal değişim önışleme metodu

<b>ÖNİŐLEME METODU: ROBUST-MEDYAN STANDART NORMAL DEĐİŐİM</b>			
Veritabanı No:	Temel BileŐen Sayısı	Eđitim Seti Dođru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Dođru Tanıma Oranı (%)
YALE 1	16	69.33	82.67
YALE 2	26	69.33	80
YALE 3	18	70.67	77.33
YALE 4	19	77.33	73.33
YALE 5	19	65.33	84
YALE 6	10	65.33	78.67
YALE 7	20	68	78.67
YALE 8	26	76	74.67
YALE 9	15	66.67	82.67
YALE 10	28	74.67	78.67
MAKSİMUM TANIMA ORANI	29	70.67	78.27

**Çizelge A.1.8.** Yale için robust-qn-standartlaŐtırma önışleme metodu

<b>ÖNİŐLEME METODU: ROBUST-QN-STANDARTLAŐTIRMA</b>			
Veritabanı No:	Temel BileŐen Sayısı	Eđitim Seti Dođru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Dođru Tanıma Oranı (%)
YALE 1	14	66.67	85.33
YALE 2	25	69.33	80
YALE 3	17	73.33	77.33
YALE 4	14	77.33	73.33
YALE 5	30	66.67	82.67
YALE 6	13	70.67	78.67
YALE 7	18	70.67	78.67
YALE 8	19	74.67	76
YALE 9	15	65.33	82.67
YALE 10	30	73.33	78.67
MAKSİMUM TANIMA ORANI	20	71.20	78

**Çizelge A.1.9.** Yale için robust-*sn*-standartlaştırma önışleme metodu

ÖNİŐLEME METODU: <b>ROBUST-SN-STANDARTLAŐTIRMA</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileően Sayısı	Eđitim Seti Dođru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Dođru Tanıma Oranı (%)
YALE 1	16	65.33	84
YALE 2	28	70.67	77.33
YALE 3	10	72	76
YALE 4	15	76	73.33
YALE 5	30	65.33	82.67
YALE 6	17	68	78.67
YALE 7	18	69.33	80
YALE 8	19	73.33	76
YALE 9	9	64	80
YALE 10	45	72	78.67
MAKSİMUM TANIMA ORANI	18	70.53	77.47

**Çizelge A.2.1.** AR için klasik-ortalama merkezileőtirme önışleme metodu

ÖNİŐLEME METODU: <b>KLASİK-ORTALAMA MERKEZİLEŐTİRME</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileően Sayısı	Eđitim Seti Dođru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Dođru Tanıma Oranı (%)
AR1	110	73.43	75.71
AR 2	140	73.71	74.57
AR 3	190	72.57	78
AR 4	270	73.71	76.86
AR 5	330	75.14	75.14
AR 6	220	68.86	80.86
AR 7	140	73.43	77.71
AR 8	270	68.86	83.71
AR 9	80	73.43	76
AR10	240	75.43	73.43
MAKSİMUM TANIMA ORANI	350	72.86	77.11

Çizelge A.2.2. AR için klasik-standartlaştırma önişleme metodu

ÖNİŞLEME METODU: <b>KLASİK-STANDARTLAŞTIRMA</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
AR1	80	74	76.57
AR 2	70	74	75.43
AR 3	210	72.86	78
AR 4	140	74.29	77.43
AR 5	50	75.14	75.71
AR 6	200	69.14	81.14
AR 7	100	73.71	77.71
AR 8	220	69.14	83.71
AR 9	80	74.29	76.29
AR10	220	76.29	73.43
MAKSİMUM TANIMA ORANI	330	72.97	77.17

Çizelge A.2.3. AR için klasik-standart normal deęişim önişleme metodu

ÖNİŞLEME METODU: <b>KLASİK-STANDART NORMAL DEĞİŞİM</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
AR1	220	81.14	82
AR 2	300	78.86	80.29
AR 3	320	78	86.57
AR 4	140	80.57	79.43
AR 5	130	82.29	82.57
AR 6	310	74	85.14
AR 7	300	76.86	84.57
AR 8	250	77.71	89.71
AR 9	240	79.14	81.71
AR10	280	83.14	83.14
MAKSİMUM TANIMA ORANI	300	79.09	83.34



**Çizelge A.2.4.** AR için robust-medyan merkezileştirme önileme metodu

ÖNİŞLEME METODU: <b>ROBUST-MEDYAN MERKEZİLEŞTİRME</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
AR1	110	73.43	75.71
AR 2	140	73.71	74.57
AR 3	190	72.57	78
AR 4	270	73.71	76.86
AR 5	340	75.14	75.14
AR 6	220	68.86	80.86
AR 7	130	73.43	77.71
AR 8	280	68.86	83.71
AR 9	80	73.43	75.71
AR10	230	75.43	73.43
MAKSİMUM TANIMA ORANI	340	72.86	77.06

**Çizelge A.2.5.** AR için robust- $qn$ -standart normal deęişim önileme metodu

ÖNİŞLEME METODU: <b>ROBUST-QN-STANDART NORMAL DEĞİŞİM</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
AR1	110	73.14	75.71
AR 2	250	73.71	74.57
AR 3	270	73.14	78
AR 4	310	73.43	76.86
AR 5	100	76.29	75.14
AR 6	140	70.29	80.57
AR 7	100	72.86	77.71
AR 8	160	69.43	83.71
AR 9	60	73.71	75.71
AR10	270	75.71	73.43
MAKSİMUM TANIMA ORANI	330	72.89	77.06

**Çizelge A.2.6.** AR için robust-*sn*-standart normal değişim önışleme metodu

<b>ÖNİŐLEME METODU: ROBUST-SN-STANDART NORMAL DEĐİŐİM</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileően Sayısı	Eđitim Seti Dođru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Dođru Tanıma Oranı (%)
AR1	160	73.43	75.71
AR 2	270	74	74.57
AR 3	280	73.14	78
AR 4	290	73.43	76.86
AR 5	300	75.14	75.14
AR 6	120	70	80.86
AR 7	110	72.86	77.71
AR 8	290	68.86	83.71
AR 9	280	72.86	75.71
AR10	270	75.71	73.43
MAKSİMUM TANIMA ORANI	300	72.86	77.06

**Çizelge A.2.7.** AR için robust-medyan standart normal değişim önışleme metodu

<b>ÖNİŐLEME METODU: ROBUST-MEDYAN STANDART NORMAL DEĐİŐİM</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileően Sayısı	Eđitim Seti Dođru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Dođru Tanıma Oranı (%)
AR1	160	72	75.71
AR 2	210	73.14	74.86
AR 3	270	73.43	78
AR 4	160	74.29	77.14
AR 5	310	75.14	75.14
AR 6	260	68.86	80.57
AR 7	90	72.57	77.43
AR 8	280	69.14	83.71
AR 9	80	73.43	75.71
AR10	210	76.29	73.43
MAKSİMUM TANIMA ORANI	340	73.03	77.11

Çizelge A.2.8 AR için robust-*qn*-standartlaştırma önişleme metodu

ÖNİŞLEME METODU: <b>ROBUST-QN-STANDARTLAŞTIRMA</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
AR1	260	72.86	76
AR 2	240	73.43	74.57
AR 3	310	72.57	77.71
AR 4	280	74	77.14
AR 5	70	74.86	75.43
AR 6	160	70	81.14
AR 7	100	72.29	77.43
AR 8	220	69.43	84
AR 9	80	73.14	75.43
AR10	130	77.14	73.43
MAKSİMUM TANIMA ORANI	320	72.83	77.09

Çizelge A.2.9. AR için robust-*sn*-standartlaştırma önişleme metodu

ÖNİŞLEME METODU: <b>ROBUST-SN-STANDARTLAŞTIRMA</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
AR1	90	74.29	76.57
AR 2	90	74	75.71
AR 3	240	72.86	77.71
AR 4	150	74.57	77.71
AR 5	70	75.14	76.29
AR 6	320	69.71	81.14
AR 7	90	72.86	77.43
AR 8	170	69.71	83.43
AR 9	200	73.14	76
AR10	170	76.86	73.71
MAKSİMUM TANIMA ORANI	320	72.97	77.14

**Çizelge A.3.1.** ORL için klasik-ortalama merkezileştirme önişleme metodu

<b>ÖNİŞLEME METODU: KLASİK-ORTALAMA MERKEZİLEŞTİRME</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
ORL1	50	91	95
ORL 2	110	95	92.5
ORL 3	20	89.5	93
ORL 4	90	91	96.5
ORL 5	40	91.5	95
ORL 6	90	92.5	95.5
ORL 7	50	89.5	98.5
ORL 8	80	93.5	93
ORL 9	40	96	93.5
ORL10	40	95.5	91.5
MAKSİMUM TANIMA ORANI	190	92.35	94.15

**Çizelge A.3.2.** ORL için klasik-standartlaştırma önişleme metodu

<b>ÖNİŞLEME METODU: KLASİK-STANDARTLAŞTIRMA</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
ORL1	50	90	95
ORL 2	150	94	93
ORL 3	130	92	93
ORL 4	60	91.5	96
ORL 5	40	91	95
ORL 6	90	92	95.5
ORL 7	40	90	98
ORL 8	90	93.5	93
ORL 9	40	96	93.5
ORL10	50	95.5	91.5
MAKSİMUM TANIMA ORANI	200	92.35	94.15

**Çizelge A.3.3.** ORL için klasik-standart normal deęişim önişleme metodu

<b>ÖNİŞLEME METODU: KLASİK-STANDART NORMAL DEĞİŞİM</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eđitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
ORL1	40	87.5	94.5
ORL 2	70	93	94.5
ORL 3	20	87.5	91.5
ORL 4	30	90	94.5
ORL 5	60	90.5	94.5
ORL 6	30	90	92.5
ORL 7	30	88	98
ORL 8	50	92	92.5
ORL 9	50	95	92
ORL10	20	89	91
MAKSİMUM TANIMA ORANI	60	91.25	93.2

**Çizelge A.3.4.** ORL için robust-medyan merkezileştirme önişleme metodu

<b>ÖNİŞLEME METODU: ROBUST-MEDYAN MERKEZİLEŞTİRME</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eđitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
ORL1	50	91	95
ORL 2	110	95	92.5
ORL 3	140	92	93
ORL 4	90	91	96.5
ORL 5	40	91.5	95.5
ORL 6	110	92.5	96
ORL 7	50	89.5	98
ORL 8	30	91	93
ORL 9	30	96	93.5
ORL10	50	95.5	91.5
MAKSİMUM TANIMA ORANI	200	92.4	94.2

**Çizelge A.3.5.** ORL için robust-*qn*-standart normal değişim önişleme metodu

ÖNİŞLEME METODU: <b>ROBUST-QN-STANDART NORMAL DEĞİŞİM</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
ORL1	50	90.5	95.5
ORL 2	120	94.5	93
ORL 3	110	92	93
ORL 4	120	92	96.5
ORL 5	40	91	95.5
ORL 6	100	93	96
ORL 7	40	90.5	98
ORL 8	60	92	93
ORL 9	40	95.5	93.5
ORL10	140	94.5	91.5
MAKSİMUM TANIMA ORANI	120	92.6	94.2

**Çizelge A.3.6.** ORL için robust-*sn*-standart normal değişim önişleme metodu

ÖNİŞLEME METODU: <b>ROBUST-SN-STANDART NORMAL DEĞİŞİM</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
ORL1	90	91	95.5
ORL 2	100	95	92.5
ORL 3	100	92	93
ORL 4	70	90	96
ORL 5	40	91	95.5
ORL 6	80	92	96
ORL 7	30	91.5	98
ORL 8	90	93	93
ORL 9	40	96	94
ORL10	150	94.5	91.5
MAKSİMUM TANIMA ORANI	150	92.5	94.25

**Çizelge A.3.7.** ORL için robust-medyan standart normal deęişim önişleme metodu

<b>ÖNİŞLEME METODU: ROBUST-MEDYAN STANDART NORMAL DEĞİŞİM</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eđitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
ORL1	40	89.5	95
ORL 2	70	94.5	92.5
ORL 3	110	92.5	93
ORL 4	60	90.5	96
ORL 5	50	92	96
ORL 6	90	92	95.5
ORL 7	50	89.5	98
ORL 8	190	92.5	93
ORL 9	40	96	93.5
ORL10	160	95	91.5
MAKSİMUM TANIMA ORANI	200	92.25	94.15

**Çizelge A.3.8.** ORL için robust-*sn*-standartlaştırma önişleme metodu

<b>ÖNİŞLEME METODU: ROBUST-SN-STANDARTLAŞTIRMA</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eđitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
ORL1	50	90.5	95
ORL 2	120	94	93
ORL 3	140	92	93
ORL 4	70	91.5	96
ORL 5	80	91.5	95
ORL 6	120	92	95.5
ORL 7	40	90	98
ORL 8	200	92.5	93
ORL 9	40	96	93.5
ORL10	190	95	91.5
MAKSİMUM TANIMA ORANI	200	92.35	94.1

**Çizelge A.3.9.** ORL için robust-*qn*-standartlaştırma önişleme metodu

ÖNİŞLEME METODU: <b>ROBUST-QN-STANDARTLAŞTIRMA</b>			
Veritabanı No:	Temel Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
ORL1	30	90.5	95
ORL 2	150	94	93
ORL 3	140	92	93
ORL 4	70	91.5	96
ORL 5	70	91.5	95
ORL 6	90	92	95.5
ORL 7	50	90	98.5
ORL 8	40	92.5	93
ORL 9	40	96	93.5
ORL10	140	94.5	91.5
MAKSİMUM TANIMA ORANI	190	92.35	94.15



## EK AÇIKLAMALAR

## B-BAĞIMSIZ BİLEŞEN ANALİZİ DENEYLERİ

Çizelge B.1.1. Yale ve g=pow 3 fonksiyonu deney sonuçları

G=POW 3			
Veritabanı No:	Bağımsız Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
YALE 1	63	62.67	77.33
YALE 2	20	53.33	69.33
YALE 3	42	53.33	72
YALE 4	49	60	65.33
YALE 5	51	54.67	73.33
YALE 6	37	50.67	73.33
YALE 7	57	70.67	68
YALE 8	18	48	68
YALE 9	27	52	73.33
YALE 10	19	56	70.67
MAKSİMUM TANIMA ORANI	60	58.13	68.27

Çizelge B.1.2. Yale ve g=gauss fonksiyonu deney sonuçları

G=GAUSS			
Veritabanı No:	Bağımsız Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
YALE 1	39	58.67	78.67
YALE 2	21	61.33	73.33
YALE 3	32	62.67	72
YALE 4	12	60	66.67
YALE 5	24	53.33	85.33
YALE 6	26	53.33	76
YALE 7	28	69.33	69.33
YALE 8	13	57.33	73.33
YALE 9	19	54.67	77.33
YALE 10	36	66.67	70.67
MAKSİMUM TANIMA ORANI	30	57.60	70.40

**Çizelge B.2.1.** ORL ve  $g=pow$  3 fonksiyonu deney sonuçları

G=POW 3			
Veritabanı No:	Bağımsız Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
ORL1	150	65.50	71
ORL 2	100	57.50	69.50
ORL 3	120	59	69
ORL 4	140	62	72.50
ORL 5	110	63	67.50
ORL 6	160	60.50	74.50
ORL 7	170	59.50	76
ORL 8	150	63.50	70.50
ORL 9	140	61.50	70
ORL10	40	63.50	66.50
MAKSİMUM TANIMA ORANI	170	59.65	69.40

**Çizelge B.2.2.** ORL ve  $g=gauss$  fonksiyonu deney sonuçları

G=GAUSS			
Veritabanı No:	Bağımsız Bileşen Sayısı	Eğitim Seti Doğru Tanıma Oranı (%)	Test Seti Doğru Tanıma Oranı (%)
ORL1	30	79	84
ORL 2	30	77	86
ORL 3	40	76.50	81.50
ORL 4	40	71	81.50
ORL 5	40	75.50	83.50
ORL 6	60	73	82.50
ORL 7	50	78.50	88
ORL 8	30	79	80.50
ORL 9	40	77	80.50
ORL10	60	79	78.50
MAKSİMUM TANIMA ORANI	40	75	81.35

## KAYNAKLAR DİZİNİ

- [1] Duda, R.O. and Hart, P.E., 1973, Pattern classification and scene analysis, John Wiley and Sons Inc., 482 p.
- [2] Bishop, C.M., 1995, Neural networks for pattern recognition, Clarendon Press, Oxford, 504 p.
- [3] Konak, E. S., 2006, Bilgisayar destekli yüz tanıma sistemi tasarımı, Yüksek Lisans tezi, İstanbul Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 58 s.
- [4] [http://tr.wikipedia.org/wiki/Face\\_Recognition](http://tr.wikipedia.org/wiki/Face_Recognition)
- [5] Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P. J. and Rosenfeld, A., 2003, Face recognition: A literature survey, ACM Computing. Surveys., 35, 4, 399–458.
- [6] Chellappa, R., Wilson, C. L. And Sirohey, S., 1995, Human and machine recognition of faces: A survey, Proceedings of IEEE, 83, 5, 705–741.
- [7] Jain A. K., Ross A. and Prabhakar S., 2004, An introduction to biometric recognition, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 14, 1, 4–20.
- [8] Salah A. A., 2005, İnsan ve bilgisayarda yüz tanıma, Bilgi İşleyen Makine Olarak Beyin Sempozyumu-3, Albert Long Hall, Boğaziçi Üniversitesi
- [9] <http://www.internetdergisi.com/index.php?Part=Article&id=56>
- [10] Sütçüler E., 2006, Gerçek zamanlı video görüntülerinden yüz bulma ve tanıma

- sistemi, Yüksek Lisans tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü,90 s.
- [11] <http://www.face-rec.org/algorithms/>
- [12] Durucasu, H.,1991, Asal bileşen analizi ve bir uygulama denemesi, Yüksek Lisans tezi, Anadolu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 89 s.
- [13] Yayıncı, A. Ö., 2006, Temel bileşenler analizi için robust algoritmaları, Yüksek Lisans tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 56 s.
- [14] Filiz Z., 2003, Güvenilirlik çözümlemesi, temel bileşenler ve faktör çözümlemesi, Anadolu Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi, 4, 2, 211-222.
- [15] Çilli, M., 2007, İnsan hareketlerinin modellenmesi ve benzeşiminde Temel Bileşenler Analizi yönteminin kullanılması, Doktora tezi, Hacettepe Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü, 240 s.
- [16] Turk, M. A. and Pentland A. P., 1991, Face recognition using eigenfaces, computer vision and pattern recognition, IEEE Computer Society Conference, 586-591.
- [17] Alpar, R., 2003, Uygulamalı çok değişkenli istatistiksel yöntemlere giriş 1, Nobel Yayın Dağıtım/Teknik Dizisi, 410 s.
- [18] Stanimirova, I., Daszykowski, M. and Walczak, B., 2007, Dealing with values and outliers in Principal Component Analysis, Talanta, 72, 1, 172-178.
- [19] Daszykowski, M., Kaczmarek, K., Heyden, Y. V. And Walczak, B., 2007,

- Robust statistics in data analysis- A review basic concepts, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 85, 2, 203-219.
- [20] Daszykowski, M., Serneels, S., Kaczmarek, K., Espen, P. V., Croux, C. and Walczak, B., 2007, TOMCAT: A MATLAB toolbox for multivariate calibration techniques, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 85, 2, 269-277.
- [21] Yaman, B., 2006, Öz yüz kullanılarak yüz tanıma, Yüksek lisans tezi, Skarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 109 s.
- [22] Bartlett, M. S., Movellan, J. R. And Sejnowski, T. J., 2002, Face recognition by Independent Component Analysis, *IEEE transactions on neural Networks*, 13, 6, 1450-1464.
- [23] Koçyiğit, Y. ve Korürek, M., 2005, EMG işaretlerini dalgacık dönüşümü ve bulanık mantık sınıflayıcı kullanarak sınıflama, *İTÜ dergisi - Mühendislik Serisi*, 4, 3, 25-31
- [24] Hyvarinen, A., 1999, Survey on Independent Component Analysis, *Neural Computation Surveys*, 2, 94-128.
- [25] Hyvarinen, A. and Oja, E., 2000, Independent component analysis: algorithms and applications, *Neural Networks*, 13, 411-430.
- [26] Hyvarinen, A., Karhunen, J. and Oja, Erkki, 2001, *Independent Component Analysis*, John Wiley and Sons Inc., 481p.

- [27] Sezer, O. G.,2003, Superresolution techniques for face recognition from video, M. S. thesis, Boğaziçi University, 49 p.
- [28] Gadhok, N. and Kinsner, W, 2004, A study of outliers for robust independent component analysis, Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering , 3, 1421-1425.
- [29] Hyvarinen, A., 1997, One-unit contrast functions for Independent Component Analysis: A statistical analysis”, Proceedings of IEEE Neural Networks for Signal Processing Workshop,1, 388-397.
- [30] [http://cobweb.ecn.purdue.edu/~aleix/aleix\\_face\\_DB.html](http://cobweb.ecn.purdue.edu/~aleix/aleix_face_DB.html)
- [31] <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>
- [32] <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>
- [33] Watanabe, S., Lambert, P. F., Kulikowski, C. A., Buxton, J. L. and Walker, R., 1967, Evaluation and selection of variables in pattern recognition, Computing and Information Sciences II, 91-122.
- [34] Cevikalp, H., Yavuz, H. S., Cay, M. A. and Barkana, A.,2008, Two-dimensional subspace classifiers for face recognition, Neurocomputing, doi: 10.1016/j.neucom.2008.02.015 (in press).
- [35] <http://www.cis.hut.fi/projects/ica/fastica/>
- [36] Draper, B. A., Baek, K., Bartlett, M. S. and Beveridge, J. R.,2003, Recognizing

faces with PCA and ICA, [Computer Vision and Image Understanding](#), 91, 1-2, 115-137.