

**T.C.  
HALIÇ ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLER ENSTİTÜSÜ  
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİMDALI**

**BULANIK KÜMELEME ANALİZİYLE  
GÖRÜNTÜDEKİ YÜZÜN  
TANINMASI**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Hazırlayan  
Ayşe Merve GÜN**

**Danışmanı  
Prof.Dr.Mübariz EMİNLİ**

**İstanbul – 2011**

**T.C.**  
**HALIÇ ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE**

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Bilgisayar Mühendisliği Programı Tezli Yüksek Lisans öğrencisi **Ayşe Merve GÜN** tarafından hazırlanan **“Bulanık Kümeleme Analiziyle Görüntüdeki Yüzün Tanınması”** adlı bu çalışma jürimizce Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Sınav Tarihi : 21.06.2011

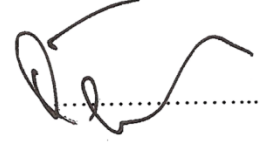
( Jüri Üyesinin Ünvanı , Adı , Soyadı ve Kurumu ) :

İmzası :

Jüri Üyesi: Prof.Dr.Mübariz EMİNLİ  
Dan.-HAL.Üniv.Bilgisayar Müh. ABD Öğr.Üyesi

.....  


Jüri Üyesi : Yrd.Doç.Dr.Oğuz KARAN  
HAL.Üniv. Bilgisayar Müh.ABD Öğr.Üyesi

.....  


Jüri Üyesi : Yrd.Doç.Dr.Murat BEKEN  
HAL.Üniv. Matematik Müh.ABD Öğr.Üyesi

.....  


Jüri Üyesi : Yrd.Doç.Dr.Ulviye HACIYEVA  
HAL.Üniv. Bilgisayar Müh.ABD Öğr.Üyesi (Yedek)

.....

Jüri Üyesi : Osman ALİEFENDİOĞLU  
Beykent Üniv. Öğr.Üyesi (Yedek)

.....

## ÖNSÖZ

Biyometrik sistemler insanların fiziksel ya da davranışsal özellikleri üzerinde yapılan çalışmalar sonucu tanıma işlemini gerçekleştirebilen sistemlerdir. Birçok alanda kullanılan bu sistemler günümüzün en büyük sorunlarından biri olan güvenliği temel ilke edinmiştir.

Bu tez çalışmasında güvenlik açısından biyometrik sistemlerin önemi ve yüz tanımının biyometrik tanıma sistemleri arasındaki yerini konu edinmiştir. Ayrık dalgacık dönüşümü yöntemi ile görüntülerin öznitelik vektörleri çıkarılmış ve Yapay Sinir Ağları, K-Ortalamlar ve Bulanık C-Ortalamlar algoritmasına dayalı sınıflandırmayla yüz tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir.

Çalışmalarımın her aşamasında yardımlarını esirgemeyen danışmanım Prof.Dr.Mübariz EMİNLİ'ye ve fikirleri ile bana yol gösteren ve lisans hayatım boyunca da üzerimde çok emeği olan Yrd.Doç.Dr.Oğuz KARAN'a teşekkürü bir borç bilirim.Çalışmam esnasında manevi desteklerini eksik etmeyen çalışma arkadaşlarıma ve lise arkadaşlarıma teşekkür ediyorum.

Ayrıca bu tez çalışması süresince maddi manevi desteklerini esirgemeyen ailem ve nişanlım Kerim AKSU'ya minnettar olduğumu söylemek istiyorum.

## İÇİNDEKİLER

<b>KISALTMALAR LİSTESİ</b> .....	<b>VI</b>
<b>ŞEKİLLER LİSTESİ</b> .....	<b>VII</b>
<b>TABLolar LİSTESİ</b> .....	<b>VIII</b>
<b>ÖZET</b> .....	<b>IX</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>X</b>
<b>1. GİRİŞ</b> .....	<b>1</b>
<b>2. BİYOMETRİK SİSTEMLER</b> .....	<b>6</b>
2.1. Biyometrik Tekniklere Genel Bakış.....	7
2.2. Biyometrik Çeşitleri.....	7
2.2.1. Parmakizi tanıma.....	8
2.2.2. El geometrisi .....	9
2.2.3. Ses tanıma .....	9
2.2.4. El yazısı ve imza tanıma .....	10
2.2.5. Dudak hareketi tanıma .....	10
2.3.6. İris tanıma.....	10
2.3.7. Retina tanıma .....	11
2.3.8. Kulak şekli tanıma.....	11
2.3.9. Vücut ısısı tanıma.....	11
2.3.10. DNA tanıma .....	12
2.3.11. Yürüyüş tanıma .....	12
2.3.12. Yüz tanıma .....	12
2.4. Çoklu Biyometrik Sistemler.....	13
2.5. Biyometrik Sistemlerin Karşılaştırılması.....	13
<b>3. YÜZ TANIMA SİSTEMİ</b> .....	<b>15</b>

<b>4.YÜZ TANIMA SİSTEMLERİNDE ÖN İŞLEME.....</b>	<b>19</b>
4.1 Önişleme Nedir?.....	21
4.2 Resim Önişleme Yöntemleri .....	21
4.2.1Bilgi Tabanlı Önişleme .....	21
4.2.2 Şablon İşleme ile Önişleme.....	21
4.2.3 Öğrenme Tabanlı Önişleme .....	22
4.2.4 Özellik Tabanlı Önişleme .....	23
<b>5.YÜZ TANIMA SİSTEMLERİNDE ÖZNİTELİK ÇIKARIM.....</b>	<b>25</b>
5.1 Temel Bileşen Analizi.....	25
5.2 Doğrusal Diskriminant Analizi .....	27
5.3 Bağımsız Bileşen Analizi .....	28
5.4 Gizli Markov Modeli .....	28
5.5 Dalgacık Dönüşümü.....	29
<b>6. YAPAY SİNİR AĞ SINIFLANDIRICISIYLA YÜZ TANIMA.....</b>	<b>32</b>
6.1 YSA'nın genel özellikleri .....	32
6.2 YSA'nın temel yapısı.....	33
6.3 YSA öğrenme algoritmaları .....	35
6.4 YSA modelleri .....	36
6.5 Çok Katmanlı Perseptron Modeli.....	36
<b>7.KÜMELEMeye DAYALI SINIFLANDIRICIYLA YÜZ TANIMA .....</b>	<b>38</b>
7.1 K-Ortalamlar Algoritması .....	38
7.2 Bulanık Kümeleme Yaklaşımları.....	40
7.3 Geleneksel Bulanık Kümeleme Algoritması.....	42
7.3.1 Bulanık C-Ortalamlar Algoritması.....	42
7.3.2 Gustafson-Kessel Algoritması .....	44
7.3.3 Gath-Geva Algoritması .....	45
<b>8. DENEYLER VE SONUÇLARI.....</b>	<b>46</b>
<b>9. SONUÇLAR .....</b>	<b>57</b>
<b>10. KAYNAKLAR .....</b>	<b>59</b>

## KISALTMALAR

- YSA:**Yapay Sinir Ağları  
**BCO:** Bulanık C-Ortalamalar algoritması  
**HKT:** Hata Kareler Toplamı  
**TBA:** Temel Bileşen Analizi  
**DDA:** Doğrusal Diskriminant Analizi  
**BBA:** Bağımsız Bileşen Analizi  
**GMM:** Gizli Markov Modeli  
**DD:** Dalgacık Dönüşümü  
**MLP:** Multi Layer Perceptron  
**ADD:** Ayrık Dalgacık Dönüşümü  
**LDA:** Linear Discriminant Analysis  
**HMM:** Hidden Markov Model  
**ICA:** Independent Component Analysis  
**PCA:** Principal Component Analysis

## ŞEKİLLER LİSTESİ

### Sayfa No.

Şekil 3.1 : Yüz tanıma sisteminin genel yapı şeması.....	16
Şekil 4.1 : Resimde yüz bulma ön işlem tekniği.....	20
Şekil 4.2 : Yüz şablonu .....	22
Şekil 4.3 : Yüz ve yüz olmayan resimler .....	23
Şekil 4.4 : Özellik dikdörtgenlerinin resim üzerinde uygulanması.....	24
Şekil 5.1 : Ayrık Dalgacık Dönüşümünde alt bantlara ayrışım .....	30
Şekil 6.1 :Yapay Sinir Ağı katmanları .....	34
Şekil 6.2 : Çok katmanlı perseptron ağı yapısı .....	37
Şekil 7.1 : K-Ortalamlar algoritması ile kümeleme akış diyagramı.....	39
Şekil 7.2 : Bulanık C-Ortalamlaralgoritmasına göre küme oluşumu .....	43
Şekil 7.3 : Gustafson-Kessel algoritmasına göre küme oluşumu.....	45
Şekil 8.1 : Deney setinde kullanılacak yüz resimleri .....	46
Şekil 8.2 : MLP modeli .....	49
Şekil 8.3 : Yapay Sinir Ağları yöntemi ile test verilerinin sınıflandırma sonuçları...	50
Şekil 8.4 : YSA'da test verilerinin sınıflara aitlik oranı.....	51
Şekil 8.5 : K-Ortalamlar algoritmasıyla eğitim verileri kümeleme sonuçları .....	52
Şekil 8.6 : Bulanık C-Ortalamlar algoritmasının sonuçları ve minimum Öklid uzaklıkları.....	55

## TABLolar LİSTESİ

	<b>Sayfa No.</b>
Tablo 2.1 Biyometrik Tekniklerin Sınıflandırılması.....	8
Tablo 2.2 Biyometrik Sistem Karşılaştırması .....	14
Tablo 8.1 40 x 40'lık bir resme ait gri seviyeli veri matrisi.....	47
Tablo 8.2 ADD uygulanmış 20 x 20 boyutundaki veri.....	47
Tablo 8.3 ADD uygulanmış 20 x 20 boyutundaki normalize edilmiş veri .....	48
Tablo 8.4 YSA öğrenme oranı ve momentum katsayısı .....	49
Tablo 8.5 Sistemlerin sınıflandırma yöntemlerine göre tanıma başarı oranları.....	56



## GENEL BİLGİLER

Adı ve Soyad : Ayşe Merve GÜN  
Anabilim Dalı : Fen Bilimleri  
Programı : Bilgisayar Mühendisliği  
Tez Danışman : Prof.Dr.Mübariz EMİNLİ  
Tez Türü ve Tarihi : Yüksek Lisans – Haziran 2011

## BULANIK KÜMELEME ANALİZİ İLE GÖRÜNTÜDEKİ YÜZÜN TANINMASI

### ÖZET

Günümüzde yüz tanıma ve tanımlama gün geçtikçe gelişen teknoloji ile önem kazanmaya başlanmıştır. Günlük hayatımızda güvenlik için yüz tanıma sistemleri birçok yerde kullanılmaktadır ve yakın gelecekte de ATM'ler ve havaalanları gibi güvenlik kamerasının bulunduğu yerde kişinin tanınması için bir ihtiyaç haline gelecektir. Güvenliğin öneminin artması yüz tanıma konusunda birçok yaklaşım ile yüzün tanınması işlemini ön plana çıkarmıştır. Bu çalışmada görüntülerden yüz resimlerinin elde edilebilmesi için bazı ön işlemlerden geçmesi sağlanmıştır. Ön işlem sonrasında elde edilen yüz görüntülerinin öznitelik vektörleri Ayırık Dalgacık Dönüşümü metodu ile elde edilmiştir. Bu öznitelik vektörlerinin sınıflandırılması için Yapay Sinir Ağları, K-Ortalamlar ve Bulanık C-Ortalamlar algoritmalarından faydalanılmıştır. Kişilerin tanınması işlemi sınıflandırma yapılarak gerçekleştirilmiştir.

Böylece, tasarlanmış bu sistem sayesinde kimlik tespiti, kişinin tanınması gibi işlemler kolaylıkla gerçekleştirilebilir.

**Anahtar Kelimeler:** Yüz tanıma, Öznitelik Vektörü Ayırık Dalgacık Dönüşümü, Yapay Sinir Ağları, K-Ortalamlar algoritması, Bulanık C-Ortalamlar algoritması

## GENERAL KNOWLEDGE

Name and Surname : Ayşe Merve Gün  
Field : Graduate Institute of Science and Engineering  
Program : Computer Engineering  
Supervisor : Prof.Dr.Mübariz EMİNLİ  
Degree Awarded and Date : Master – June 2011

## FACE IDENTIFICATION WITH FUZZY CLUSTERING ANALYSIS IN IMAGES

### ABSTRACT

Recently, face identification has been gaining importance due to advancements in technology. Face identification systems are widely used in our daily lives for security reasons and in near future, they will become a need for identification of people where security cameras are being used, such as ATM machines and airports. Such system can be used in applications for criminal investigations or finding missing people. The increasing importance of security issues have led the face recognition process to prominence with various approaches on face recognition. In this study, the images were pre-treated in order to obtain face pictures from them. Face images' feature vectors that were obtained after pretreatment were made with Discrete Wavelet Transform method. Artificial Neural Networks, k-means and fuzzy c-means algorithms were utilized in order to classify these feature vectors. The process for recognition of individuals is carried out by using classification of the feature vectors. The system designed here can be easily implemented for processes such as identification or recognition of individuals.

**Keywords:** Face Identification, Feature Vector, Wavelet Transform, Artificial Neural Network, k-means Algorithm, Fuzzy c-means Algorithm.

## 1.GİRİŞ

İnsan yüzleri, insanların duygu ve düşüncelerini, kimliklerini belirli kıldığı için sosyal hayatta oldukça önemli bir yere sahiptirler. İnsanların birbirlerinin yüzlerinden birbirlerine ait karakteristik özellikleri, zekâ, duygu ve düşünceleri algılamaları yeteneklerine bağlı bir durum olsa da, insanların hemen hepsinin birbirlerinin yüzlerinden birbirlerinin kimliklerini algılayabilmeleri olağan bir durumdur. İnsanlar tüm hayatları boyunca binlerce yüz ile karşılaşır bu yüzleri öğrenirler ve öğrendikleri yüzleri aradan yıllarca zaman geçmiş olsa da hala hatırlayabilme özelliğine sahiptirler. İnsanın bu yüz hatırlayabilme yeteneği öylesine büyük bir yetenektir ki, yaşlanma belirtileri, yüz ifadesi, sakal, gözlük, bıyık, saç şekli gibi insan görseiliği ile ilgili özelliklerin deęişimi bile insanın yüz tanıma yeteneğini engel olamamıştır.

İnsanın yüz tanıma yeteneğinin çok güçlü olduğunun bilinmesine rağmen, yüz bilgilerinin insan beyninde nasıl kodlandığı ve yüz tanıma işleminin nasıl gerçekleştirildiğine dair henüz çok fazla bir bilgiye sahip değiliz. Son 35 yılda yüz tanıma sistemleri ile ilgili oldukça fazla çalışma yapılmıştır.

İnsan yüzünün insan kimliğinin tanınmasında bu kadar ayrıcalıklı bir yere sahip olması, insan yüzünün bilişim sistemleri tarafından kullanılabilceğı anlaşılmasına ve bilim adamlarını çeşitli araştırmalar ve çalışmalar yapmaya yönelmesine ortam hazırlamıştır. Biyometrik bir teknik olarak bilinen yüz tanıma, güvenlik, adli ve ticari amaçlı uygulamalarda kullanılmaya başlanmıştır. Yüz tanıma olayı, kalabalık gözetim otomasyonları, giriş kontrol sistemleri, bilgisayar ara yüzü uygulamaları, multimedya haberleşmesi (yapay yüzlerin oluşturulması) içerik tabanlı yüz veritabanlarının yönetimi, güvenlik sistemleri, kredi kartı doğrulama ve kriminal kimlik tanımlama gibi pek çok uygulamada önemli bir konu haline gelmiştir. Örneğin, belirli bir yüzü modelleme ve onu çok sayıdaki kaydedilmiş yüz modellerinden ayırt etme becerisi, kriminal kimlik tanımlamasının büyük ölçüde iyileştirilmesini mümkün kılacaktır.

## 1.1.Çalışmanın Amacı ve Önemi

Mevcut olan verinin her yıl katlanarak stratejik ve ekonomik bir değer kazandığı günümüzde, kişisel, kurumsal ve ulusal bilgilerin güvenliğini sağlamak büyük çaba ve paraya mal olmaktadır. İşte bu konuda devreye giren biyometrik sistemler ilerleyen teknolojinin de yardımı ile gün geçtikçe yeni güvenlik sistemlerinin ortaya çıkmasına yardımcı bir rol oynamaktadır. Biyometrik sistem denilince akla gelen yüz tanıma, parmak izi tanıma, iris tanıma, ses tanıma vb teknikler akla gelmektedir. Bu tekniklerin kendilerine göre birçok avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır.

Yüz tanıma biyometrik sistemi diğer sistemler ile karşılaştırıldığında birçok yönü ile tercih sebebi olmaktadır. Tez çalışmasında da hem güvenilirliği hem insanlar yönünden kabul görmesi hem de maliyeti açısından avantajlar sağlayan yüz tanıma sistemi üzerine çalışılmıştır. Çalışmanın amacı resimlerden elde edilen yüz verilerinin Dalgacık Dönüşümü yöntemi ile öznitelik vektörlerinin çıkarılması, elde edilen veriler öznitelik vektörlerinin Yapay Sinir Ağları'na, K-Ortalamlar algoritmasına Bulanık C-Ortalamlar algoritmasına giriş verisi olarak verilmesi, çıkan sonuçların değerlendirilmesi.

## 1.2 Kaynak Araştırması

İlk resmi yüz tanıma metodu 25 Mayıs 1888 yılında Sir Francis Galton tarafından gerçekleştirilmiştir. 1960'larda yüz tanıma için geliştirilmiş olan ilk yarı otomatik sistem ağız, burun, kulaklar ve gözler gibi özellikleri fotoğraf üzerinde belirlemede bir insan yardımına ihtiyaç duymaktaydı. Fotoğraf üzerinde bu özellikler belirlendikten sonra genel bir referans noktaya göre bu özellikler arası mesafeler ve oranlar hesaplanıp referans veri ile karşılaştırılmaktaydı.

1970'lerde Goldstein ve arkadaşları, tanımayı otomatikleştirmek için saç rengi ve dudak kalınlığı gibi 21 özel öznel işaretleyici kullanmışlardır. Bu ilk çalışmalarındaki (Goldstein,1971) ortak problem ölçümlerin hesaplanması ve özellik noktalarının yerlerinin belirlenmesi işlemlerinin manüel olarak yapılmasıydı. Yapılan bu ilk çalışmalar özellik tabanlı yaklaşımlardandır.

Sirovich ve Kirby yüz tanıma problemlerine standart bir lineer cebir tekniği olan Ana Bileşenler Analizi'ni uygulamışlardır. Bu çalışma (Sirovich 1987) yüz

görüntülerinin normalizasyonu ve diziliminin doğru bir şekilde kodlanabilmesi için çok sayıda değerin gerekli olduğunu göstermesi açısından yüz tanıma arařtırmalarında bir dönüm noktası olarak sayılabilir.

Yuille resimlerdeki insan yüzlerinin tespiti ve yüz özelliklerini modelleyebilmek için deęiřtirilebilir řablonlar kullanılmıřtır. Bu metodun (Yuille ve ark 1992) temelinde yüzün elastik yapısına uyacak, deęiřken bir řablon kullanma prensibi vardır. Böylece farklı bir uygulama alanı oluřturmuřtur.

R.Brunelli ve T.Poggio alıřmalarında (Brunelli ve dię. 1992) yüz üzerinde 22 geometrik noktayı yüz için belirleyici kabul etmiřlerdir. Bunların 11 tanesi, aęız merkezinden enenin dıř evre noktalarına olan uzaklıklar, 4 tanesi aęız kısmını evreleyen dikdörtgenin kenar uzunlukları, 1 tanesi burnun alt kısmında geniřlięini veren izgi, 2 tane nefes alma hareketinin olduęu izgi ve elmacık kemiklerinin üzerinden yüz boyunca geen izgiler, göz merkezleri ve buna karřılık gelen noktalardaki kasların yükseklięi. Elde edilen 22 adet deęer en yakın komřuluk (nearest neighbour) algoritması kullanılarak karřılařtırılır ve en küçük deęere sahip olduęu veri tabanı resmi ile eyleřtirilmiřtir.

Brunelli ve Poggio yüz tanıma ve algılama için (Brunelli ve ark 1993) řablonlarla yüzün özelliklerine göre alıřan metotları birbirleriyle kıyaslamıřlardır.

Pentland bütün yüzleri ve yüzün özelliklerini tanımak için özvektörler (eigenvectors) , yönteminden yararlanmıřtır (Pentland 1994). Böylelikle yüz tanıma iřleminde bir adım daha ilerleme kaydetmiřtir.

Yang ve Huang yüz tespiti için (Yang ve ark 1994) sınırlandırılmıř görüntü piramitlerini kullanmıřlardır. Görüntünün piramitsel olarak temsil edildięi için hesaplama açısından daha verimli hale getirerek alıřmalarını yürütmüřlerdir

Sung ve Poggio 6 adet yüz (face) ve yüz olmayan (non-face) resim grubunu eliptik K-Ortalamaları gruplamasını kullanarak sonuçlar elde edilmiřtir(Sung ve ark 1994).

Rowley ve Kanade yüzlerin tespiti için Yapay Sinir Aęlarında yararlanmıřlardır (Rowley 1995). Yapay Sinir Aęlarında kullanılan metotların karřılařtırılması konusu üzerine alıřmıřlardır.

Cox ve arkadaşları yüz görüntüsü üzerinde (Cox,1996) manüel olarak belirlenmiř 30 farklı özellik noktası için özellikler ıkartılmıřtır ve deneysel alıřmalarda %95 oranında doęru tanıma performansı elde edilmiřtir.

Honh ve Zhang otomatik olarak görüntünün alınması, alınan görüntünün içerisinde yüz olup olmadığını tespit etmek ve belirli bir noktadan tanınmaya çalışılan yüz resimlerinin zorlukları üzerine çalışmalarını (Hong 1998, Zhang 1997) yürütmüşlerdir.

Eiceler ve arkadaşları tarafından geliştirilen sistemde ise (Eiceler ve diğ.2001) iki boyutlu Gizli Markov Modelleri ve Ayrık Kosinüs Dönüşümü katsayıları yüz tanıma işlemi için kullanılmıştır.

Çekirdek Temel Bileşenler Analizi boyut indirgemek için ve Doğrusal Ayırtaç Analizi de indirgenmiş verinin yeni bir uzaya yansıtılması için Berg ve arkadaşları tarafından kullanılmıştır(Berg ve diğ.2004). Bu özellik çıkarımı ve tanıma yöntemi yüz tanıma sistemlerinde başarıyla uygulanmıştır.

Türk ve Pentland 2B görüntüler üzerinde çalışarak (Türk ve diğ. 1991) görüntü eşleştirme yapmışlardır. Yüzler, yüz uzayları olarak adlandırılan özelliklerden oluşan bir uzayda öz vektörler tarafından tanımlanmaktadır.

Bilgi tabanlı yüz bulma Jay tarafından yüz tanıma sistemlerinde kullanılan bir yöntemdir (Jay 1997).

Peer ve Solina'da bilgi tabanlı yüz bulma yöntemini kullanarak (Perr ve diğ.1999) yüzün ten rengine göre resimden ayırt edilmesini sağlamışlardır. Ten rengi yardımı ile yüz şeklinin belirlenmesinden sonra özellik çıkarımını göz ve ağız şablonlarına göre gerçekleştirmişlerdir.

Bilgi tabanlı yüz bulma yöntemi üzerinde çalışan bir başka araştırmacı da Ohya jun ve arkadaşlarıdır(Ohya. ve diğ.2000).

Yüz tanıma sistemleri üzerinde yapmış bir başka çalışma Saber ve Tekalp tarafından(Saber ve diğ. 1998) Şablon Eşleme ile yüz bulma yöntemini kullanarak yüz çıkarımıdır. Örnek set üzerinde bir çıkarım yapmak için şekil sınıflandırma modülü ve simetri tabanlı bir fonksiyon kullanmışlardır.

Şablon eşleme tekniği ile yapılan bir başka yüz tanıma çalışması (Shin ve diğ.2000) da Kim, Kang, Park ve Shin'e aittir.

Öğrenme tabanlı yüz bulma tekniğini kullanarak(Kanade ve diğ. 1998) sistemin gelişimini sağlayan Rowley, Kanade ve Balajua yüz algılamayı elde bulunan örnek kümelerle dayandırmışlardır. Eğitim setinden oluşturulan verimli şablonlar kullanmışlardır. Algılama işlemini gerçekleştirmek için 16.000 adet 20 x 20'lik yüz ve yüz olmayan görüntüleri sinir ağı sınıflayıcısı ile eğitmişlerdir. Yüz olup olmadığını da ağız, burun gibi yüz öğelerini belirleyerek anlamışlardır.

Öğrenme tabanlı yüz tanıma sisteminde Schneiderman ve Kanade Dalgacık dönüşümünden yararlanmışlardır (Schneiderman ve diğ.2002).

Yapılan kaynak araştırmaları gösteriyor ki yüz tanıma işleminin birçok metot ve yöntem kullanılarak yapılabilir. Doğru veriler uygun öznitelik vektör çıkarımı için seçilmiş algoritma ve uygun sınıflandırma yöntemleri ile yüz tanıma sistemi birçok biyometrik sisteme göre iyi sonuçlar vermektedir.

## 2.BİYOMETRİK SİSTEMLER

Biyometrinin tanımı, kişileri birbirinden ayıran ve ölçeklenebilir nitelikteki psikolojik veya davranışsal karakteristiklerin kimlik tespiti amacıyla kullanıldığı bilgisayar kontrollü sistemler olarak yapılabilir. Biyometrik sistemlerin çalışma prensibi, bireyin sadece kendisinde var olan ve onu diğerlerinden farklılaştıran fiziksel veya davranışsal özelliklerinin tanınmasıdır. Bu teknolojide yer alan süreçlerden bazıları parmak izi ve el geometrisinin incelenmesi, yüz özelliklerinin karşılaştırılması, ses ve konuşma analizi, iris ve retina tanımlanması olarak sayılabilir. Biyometrik teknolojiler, benzer çalışma prensiplerine sahiptir. Öncelikle kayıtlar toplanır. Toplanan bu kayıtlar ilgili sistemde kod olarak saklanır ve talep edildiğinde anında ilgili kişi ile karşılaştırılarak sonuca varılır. Biyometrik sistemler, yüksek çalışma hızları sayesinde kısa sürede çok sayıda karşılaştırma yapabilme özelliğine sahiptirler.

Kullanıcının kendini tanıtmak için kimlik kartı gibi tanıtıcılar taşımak zorunda kalmaması ve şifre ya da pin numarası gibi bilgiler ezberlemesine gerek kalmaması, minimum yanlış olma olasılığı prensibi ile çalışan biyometrik sistemlerin kart, şifre veya pin numarası kullanan diğer tanıma yöntemlerine kıyasla daha fazla tercih edilmesindeki başlıca sebepler olarak sıralanabilir. Güvenlik sağlamanın hızla önem kazandığı günümüzde, bireylerin kendilerine özgü fizyolojik özelliklerinden faydalanılarak otomatik kimliklendirme yapan bu teknoloji geniş kullanım alanı bulma şansına sahip teknolojilerden biridir.

Bu bölümde, literatürde yer alan, insan tanıma amacıyla kullanılan biyometrik sistem çeşitleri, biyometrik sistemlerin tercih edilmesinde etkili olan olaylar, çoklu biyometrikler ve biyometrik sistemin karşılaştırmalı performans analizi yer almıştır.



## **2.1 Biyometrik Tekniklere Genel Bakış**

Biyometrik tekniklerin tarihçesi 14.yüzyıla kadar dayanmaktadır. Çinli tüccarların işlerinde kullandıkları mürekkep ile parmak izi yöntemi (Johns Company, 2011) bu tekniklerin önemini ortaya koymaktadır.

Biyometrik kelimesi ilk anda insana yeni bir teknoloji hissi uyandırsa da aslında uzun süredir kullanılmaktadır. Biyometrik insan tanımlamadır. Daha teknik bir ifadeyle biyometrik, (Wildes 1997) kişilerin kendilerine has karakteristik ve davranışsal özelliklerini ölçen ve bu özellikleri kullanarak teşhis ve doğrulama uygulamalarında kullanılan genel bir tekniktir.

Amerika'daki herkes tarafından kabul görmüş bir kuruluş olan Massachusetts Teknoloji Enstitüsü (Massachusetts Institute of Technology, MIT) tarafından (Woodward 2003) 2001 yılında yapılan teknolojik öngörüde biyometri, “dünyayı değiştirecek en önemli on teknoloji” arasında gösterilmektedir.

Biyometri, kullanıcının fiziksel ve davranışsal özelliklerini tanıyarak kimlik saptamak üzere geliştirilmiş bilgisayar kontrollü otomatik sistemler için kullanılan genel bir terimdir. Bu sistemler mümkün olduğunca, insan beyninin kişiyi tanıma ve diğerlerinden ayırt etme yöntemleri ile aynı şekilde çalışmaktadır.

## **2.2 Biometrik Çeşitleri**

Günümüzde, birçok biyometrik teknik üzerinde çalışmalar yapılmaktadır. Biyometrik tanımda kullanmak amacıyla yüz, parmak izi, iris, retina gibi fiziksel özelliklerin yanı sıra ses, el yazısı, yürüyüş gibi davranışsal özelliklerden de faydalanılmaktadır. Taklit edilmesi çok zor olan bu karakteristik özellikler sayesinde biyometrik sistemler günümüzde anahtar ve parolalardan daha güvenli sistemler olarak görülmektedir.

Biyometrik alanında kullanılan karakteristik ve davranışsal özellikler tablodaki gibi sınıflandırılabilir (Bolle ve diğ.2004).

Tablo 2.1 Biyometrik tekniklerin sınıflandırılması

Sık Kullanılan Biyometrik Teknikler		Az Sıklıkta Kullanılan Biyometrik Teknikler	
Karakteristik	Davranışsal	Karakteristik	Davranışsal
Yüz	Ses	Kulak Şekli	Yürüyüş
İris	El Yazısı ve İmza	Retina	Dudak Hareketi
Parmak izi		DNA	
El Geometrisi		Termogram(Isı)	

### 2.2.1 Parmak İzi Tanıma

Parmak izi tanıma, 1980’li yıllardan beri kullanılmakta olan bir kimlik tespit yöntemidir. Öncelikle Amerika ve Avustralya’da kullanılmış, geliştirilen algoritmalar sayesinde daha sonraları dünyanın birçok yerinde yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Ayırt edici bir özellik olarak parmak izleri, deforme olmadıkları sürece, bir insanın tüm ömrü boyunca değişmeden kalabilirler. Yapılan araştırmalara göre, iki insanın aynı parmak izine sahip olma olasılığı ikiz bile olsalar milyarda birdir. Bu durum, parmak izi yönteminin biyometrik bir sistem olarak hayatımıza girmesini sağlamıştır. Parmakta yer alan eğriler her insanda farklılık göstermektedir. Kişinin parmak izi biyometrisi ile tanınması şu şekilde olur: Bir kamera yardımı ile parmakta bulunan bu eğri ve çizgilerin görüntüleri alınır. Minutial noktaları olarak adlandırılan eğrilerin başladıkları, bittikleri ve kesiştikleri noktaların koordinatları elimizde bulunun diğer parmak izlerinin koordinatları ile karşılaştırılır. Sınır değerinden fazla sayıda referans noktası çıkması halinde parmak izleri aynı kişiye aittir denilebilir. Her sistemde olabileceği gibi, parmak izi biyometrik sisteminin de bir takım dezavantajları bulunmaktadır. Parmağın kopmuş olması, parmakta kesik veya yanık olması gibi durumlar parmak izi karşılaştırmalarını olumsuz etkiler ve net sonuçlara ulaşılmasını engeller. Parmak izlerini alan cihaz ile temas edilmesi sonucu okuyucunun kirlenmesi alınan görüntünün kalitesini olumsuz etkileyebileceği gibi aşırı sürtünme yüzünden izlerin bozulması da mümkündür (Uludağ ve diğ.2001).

### 2.2.2 El Geometrisi Tanıma

El geometrisi sistemi son 20 yıldır Amerika'da kullanılmaktadır. Havalimanları ve nükleer güç istasyonları bu sistemin tercih edildiği alanlardır. El geometrisi sistemi, kişinin el veya parmaklarının genişliği, eni, büyüklüğü, eklem yerleri gibi karakteristik özelliklerin ayırt edici olarak kullanılması prensibi ile çalışmaktadır (Jain ve diğ.1999). İki veya üç parmağı analiz için kullanan sistemlerin yanında 100'e yakın ölçüm yapılan sistemler de mevcuttur. Çıkarılan referans noktaları Hamming mesafesi, Öklid uzaklığı veya Yapay Sinir Ağları gibi farklı yöntemler kullanılarak hesaplanabilir. El tanıma sisteminin dezavantajları arasında şunlar sayılabilir: Elle temas edilerek alınan görüntülerin deri yolu ile bulaşan bazı hastalıklara sebep olması, sol elini kullanan kişilerin tarayıcıya sağ ellerini yerleştirmede problem yaşamaları, sistemin tarama işlemini bitirmesinin 15 sn gibi uzun bir zaman alması ( yüz tanıma: 1 sn, iris tanıma: 4-5 sn), kullanıcıların ellerinin büyüklüğü veya küçüklüğünün sistemin çalışmasını engellemesi (bu oran %5 kadardır). Ayrıca el tanıma sistemi kullanıcı sayısının fazla olduğu yerlerde çok tercih edilmemektedir.

### 2.2.3 Ses Tanıma

Diğer tanıma sistemlerine kıyasla daha kolay uygulanan bu biyometris sistem oldukça sık kullanılmaktadır. Kişinin sesindeki akustik sistem tarafından kaydedilerek dijital ortama dönüştürülür. Sistem için belirlenmiş birkaç kelimelik bir metni okuyarak kişi sesini sisteme tanıtır. Daha sonra kullanıcı aynı metni kullanarak sisteme giriş yapar. Ses tanıma sistemi genellikle telefon üzerinden yapılan işlemlerde kullanılmaktadır. Ses tanıma sisteminin dezavantajları arasında kişinin hastalık veya psikolojik sebeplerle sesinde oluşabilecek geçici değişikliklerin sistemin çalışmasını olumsuz yönde etkilemesi ve ses tanıma işlemi sırasında arka planda yer alan gürültünün doğru bir eşleştirme yapılmasına engel olması sayılabilir. Bu sorunlar yüzünde ses tanıma sistemi güvenli bir tanıma sistemi olamamaktadır.

#### **2.2.4 El Yazısı ve İmza Tanıma**

El yazısı ve imza tanıma, uzun yıllardır kullanılan ve kimlik doğrulamasında güvenilir bir yöntem olarak tanımlanan bir biyometrik sistemdir. Banka işlemleri, iş, alışveriş, yasal işlemler, endüstri, güvenlik ve benzeri birçok alanda imza halen aktif olarak kullanılmaktadır. İmza tanıma için imzayla ilgili iki tip bilgi kullanılmaktadır. Birincisi, imzanın ivmesi hızı, kalemin basım şiddeti, yönü gibi imzaya ait özellikler; ikincisi ise bir desen olarak imzaya ait özelliklerdir (Srihari ve diğ. 2002). Gerçek kullanıcı olunmadığı takdirde imzaya ait tüm bu özelliklerin bir arada bulunması neredeyse imkânsızdır. Öte yandan, imza tanıma davranışsal bir sistem olduğundan dolayı insanın ruh hali gibi etkenlere bağlı olarak değişiklik gösterebilir. Bu gibi durumlar sistemin güvenilirliğini azaltmaktadır.

#### **2.2.5 Dudak Hareketi Tanıma**

Dudak hareketi tanıma, davranışsal bir biyometrik tekniktir. Sistem, kişilerin konuşma sırasındaki dudak hareketlerinin video görüntüsünün alınarak tanıma yapılması yöntemiyle çalışır (Nanbiyev ve diğ.2005). Dudak hareketini elde etmek için bir metin parçası okutulur. Hem yüz hareketleri hem de dudak hareketleri göz önünde bulundurulur böyle bir sistemin güvenliği artırılabilir.

#### **2.2.6 İris Tanıma**

İris, doğumun 16. ayından itibaren ölünceye kadar insan vücudunun değişmeyen bir yapısıdır. Değişmeyen bu özellikten faydalanmak amacıyla 1990'lı yılların başında geliştirilen iris tanıma tekniği, kişinin iris desenlerinin analiz edilmesine dayanmaktadır. Yapılan çalışmaların sonuçlarına göre iris 400 farklı karakteristik özelliğe sahiptir. Bu özelliklerden 173 tanesi iris tanıma sistemlerinde kullanılmaktadır (Gasson, ve diğ.2005). İnfrared ışıklı kamera ile çekim yapılan bu sistemde, çekimi yapılan iris desenleri Hammig Uzaklığı yönteminden yararlanılarak karşılaştırılır. Sistemin olumsuz yanlarından biri Nistagmus hastalığına sahip, iris deseni olmayan ya da problemlili olan kişiler üzerinde kullanılmasının mümkün olmamasıdır. Ayrıca iris deseninin resmi alınırken göz kapakları veya kirpikler

tarama işlemini bozabilir. En büyük dezavantajı ise infrared ışıklı kameraya uzun süre maruz kalmanın göz problemlerine yol açma olasılığıdır.

### **2.2.7 Retina Tanıma**

Göz bebeği arkasındaki damar tabakanın tanınması işlemine retina tanıma işlemi adı verilir. Tarama işlemi, optik bir algılayıcının düşük yoğunlukta ışınlar kullanması ile gerçekleştirilir (Hill, 1999). Retina taramasının ardından elde edilen görüntüde eşikleme yapılır ve damar görüntüsü elde edilir. Eşikleme işlemi için gerekli olan değer dinamik olarak elde edilir. Eşiklemeden daha iyi sonuç almak için işlem ardışıl olarak yapılır ve birden fazla eşik değeri alınarak damar görüntüsü adım adım elde edilir. Bu bölgede yer alan damarlar kişiden kişiye değişmesine karşın göz ve damar hastalarının (ör. diyabetliler) damarları etkilenebileceğinden bu yöntem pek yaygınlaşmamıştır. Ek olarak örnek alma sırasında kişinin belirli bir noktaya odaklanmasının gerekmesi de bu işlemi zorlaştırdığından retina taramanın az tercih edilen bir yöntem olmasına yol açmıştır.

### **2.2.8 Kulak Şekli Tanıma**

Biyometrik bir teknik olarak kulak şekli tanıma yakın zamanlarda ortaya çıkmıştır. Kulak şekli tanıma üzerine yapılan çalışmalarda kenar bulma (edge detection) teknikleri kullanılarak kulağın temel yapısı elde edilmiştir. Tanıma işlemi, görüntünün öznelikleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir (Burge ve diğ.2000). Diğer biyometrik tekniklere kıyasla kulak şeklinin her insanda farklılık göstermesi daha düşük bir olasılıktır. Kısaca, görüntünün öznelikleri farklılık göstermeyebilir. Bu durum, kulak tanıma biyometrik tekniğinin güvenli olmamasına yol açmaktadır. Dolayısıyla uygulama alanında bu tekniğin kullanımı oldukça azdır.

### **2.2.9 Vücut Isısı Tanıma**

Vücut ısı (termogram) ölçümünden alınan bilgiler kızılötesi spektrumun farklı bandında yer almaktadır. Vücut ısı tanıma alanında yapılan çalışmalarda el ve yüz görüntüleri kullanılmıştır. Yapılan ilk çalışmada, tanıma işlemi el ve yüzden alınan termal görüntüler üzerinden uygulanmıştır (Prokoski ve Reidel 1999). Bu

tanıma sistemi sayesinde termal kameranın aldığı görüntülerden yüzdeki girinti çıkıntılar belirlenebilecektir. Bu sistemin en büyük dezavantajı ise vücut ısısının değişken olmasıdır.

### **2.2.10 DNA Tanıma**

Günümüzde en güvenilir kimlik doğrulama yaklaşımlarından biri DNA tanımadır. Bu yöntemde bireyin saç ve kan gibi biyolojik materyalleri incelenerek hücre nükleuslarındaki kromozomlarda saklanan DNA molekülleri kullanılır ve dizim işlemesi kontrolü ile DNA eşleştirilmesi yapılır. Bu yöntemin doğruluk oranı çok yüksek olmasına rağmen diğer sistemlerde olduğu gibi bu sistemin de dezavantajları bulunmaktadır. Öncelikle DNA tanıma doğruluk oranı örnek kalitesine bağlıdır. Örneklerin karıştırılması ya da kirletilmesi gibi durumlar kaliteyi düşürmektedir. Ayrıca diğer biyometrik yöntemlere göre bu tekniğin maliyeti yüksektir. İşlem süresi ile 24 saat kadar sürdüğünden zamanın önemli olduğu durumlarda tercih edilmez.

### **2.2.11 Yürüyüş Tanıma**

Yürüyüş tanıma davranışsal biyometrik tekniklerden biridir. Genellikle video görüntüleri aracılığı ile kullanılır. Doksanlı yılların sonunda yapılan çalışmalar sonucunda insanların, yürüyüşlerinden alınacak video görüntüleri sayesinde tanınabileceği ortaya çıkmıştır (Nixon ve diğ. 1999). Fakat yürüyüş şeklinin değişken olması, yürüyüş tanıma sisteminin güvenilir olmadığını göstermektedir.

### **2.2.12 Yüz Tanıma**

Sadece yüz resimleri değil, diğer objeleri de içeren bir resimden yüz deseninin ayrıştırılması ve bu yüzlerin konumlarının belirlenmesine yüz algılama denir. Yüz algılama problemindeki en önemli faktör resimdeki yüzün yerinin doğru olarak saptanabilmesidir.

İnsanların yer aldığı bir resme bakıldığında resimde kaç kişinin bulunduğu, kişilerin (eğer tanınmıyorlar ise) kimler olduğu bireyler tarafından kolayca söylenebilir. Yüz algılama sistemlerinin temel hedefi ise bu işlemi

gerçekleştirebilmektir. Ancak yüz algılama işlemini zorlaştıran birçok faktör bulunmaktadır. Bunlar:

1-Görüntünün alındığı ışık ve kamera özelliklerinin kalite açısından resmi etkilemesi,

2-Sakal, bıyık, gözlük, atkı vb gibi yüzün kısmen kapanmasını sağlayan şeylerin resmin kalitesine etkisi etmeleri,

3-Alınan resmin döndürülmesinin yüzlerin resim içerisindeki konumlarını etkilemesi,

4-Kızgınlık, gülmek, ağlamak gibi ifadelerin yüz şeklinin değişmesine yol açması,

5-Resimlerin çakışmasının algı kalitesini etkilemesi yüz algılamayı etkileyen faktörlerdir.

### **2.2.13 Çoklu-Biyometrikler**

İki ya da daha fazla biyometrik tekniğin bir arada kullanılması ile oluşan sisteme çoklu-biyometrik sistem adı verilmektedir. Bu sistemler diğer tekli biyometrik sistemlere nazaran daha güvenilirdir. Bazı çoklu-biyometrik sistemler 2 farklı biyometrik sistem yerine bir biyometrik sistem ve bir de pin, şifre, akıllı kart gibi teknikler kullanır. Şu anda geliştirilme aşamasında olan bu çoklu-biyometrik sistemler tam anlamı ile kullanılmaya başlanılınca birçok sisteme göre daha güvenilir olacaktır.

### **2.3 Biyometrik Sistemlerin Karşılaştırılması**

Biometrik sistemleri avantaj ve dezavantajları sistemin kullanıcılar tarafından tercih edilmesini belirlemektedir. Biyometrik sistemler güvenlik derecesine kullanım kolaylığına, kullanıcıya uygunluğuna, maliyetine göre tercih edilmektedir.

Tablo 2.2 Biyometrik Sistem Karşılaştırılması

	Yüz	El	Ses	İris	El Yazısı (İmza)	Parmak izi
Güvenli Seviyesi	Yüksek	Orta	Orta	Yüksek	Düşük	Yüksek
Kullanım Kolaylığı	Orta	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Yüksek
Kullanıcıya Uygunluk	Orta	Orta	Yüksek	Orta	Yüksek	Yüksek
Dayanıklılık	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Yüksek
Hataı artıran Etkenler	Yara, izler	Kaza Yaşlanma	Gürültü Hastalık Yaşlanma	Kaş, kirpik, göz kırpma hastalığı	El yazısını değiştirilmesi	Kirlilik Nemlilik Yaşlanma
Maliyet (yaklaşık)	200 Dolardan fazla	500 Dolardan fazla	5 Dolardan fazla	300 Dolardan fazla	300 Dolardan fazla	100 Dolardan fazla

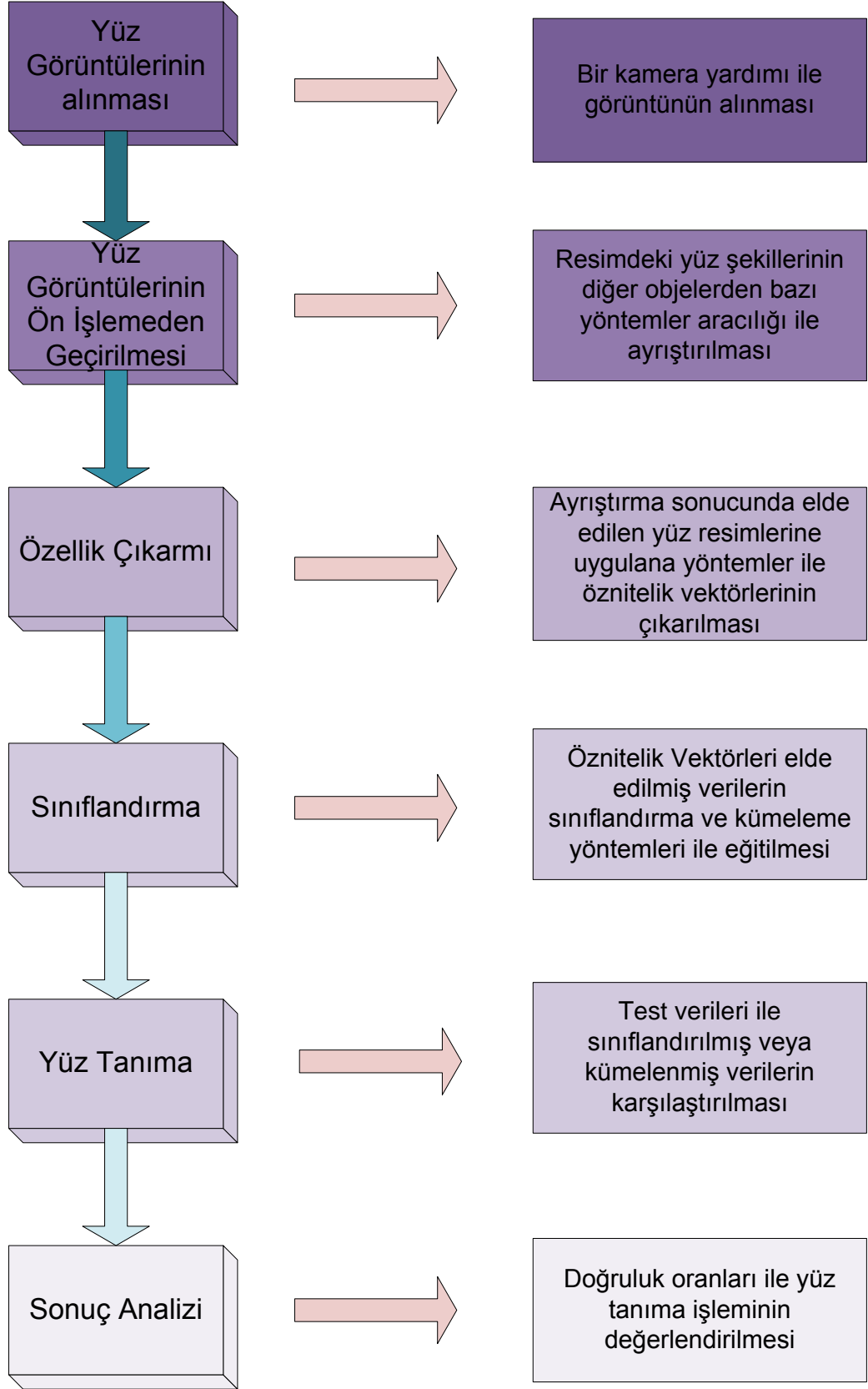
Biyometrik sistemler seçilirken birkaç önemli noktaya bakılır. Çözümünecek problemin hangi sistemle en yüksek performans ve en düşük maliyet ile sonuçlandırılacağı hesaplanır. Örneğin hata toleransının en az olması istenilen bir durum var ise minimum hatayı verecek sistem seçilmelidir.



### 3. YÜZ TANIMA SİSTEMİ

İnsanlarda ki yüz tanıma ve rahatça ayırt etme becerisi doğuştan gelen bir yetenektir. Yıllar önce görülmüş bir yüzün unutulmaması bu yeteneğin ne kadar mükemmel çalıştığının bir göstergesidir. Bu işlemin bilgisayarlar tarafından yapılması oldukça zahmetlidir. Bilgisayarların görüntüyü tanıması için birçok işlemden geçmesi, kime ait olduğunun tespit edilmesi için de bazı sınıflandırma tekniklerinden yararlanılması gerekmektedir.

Yüz tanıma sistemi genel hatları ile ele alınacak olursa Şekil 3.1' görüldüğü gibi 6 bölümde incelenebilir.



Şekil 3.1 Yüz tanıma sisteminin genel yapı şeması

**1-Yüz Görüntülerinin Alınması:** Bir fotoğraf makinesi ya da kamera yardımı ile resimlerin elde edilmesi işlemi bu basamakta gerçekleştirilir. Görüntü kalitesi yüz tanıma sistemini etkileyeceği için alınan görüntülerin gürültüsüz ve bulanık olmaması gerekmektedir. Görüntüde gürültü var ise bir takım filtreleme yöntemleri ile bu gürültüler elemine edilebilir. Eğer çekilen resim bulanık ise ya görüntünün elde edilmedi işlemi tekrarlanır ya da bulanıklıktan resmin kullanılabilir bir hale dönüştürülmesi sağlanır.

**2-Yüz Görüntülerin Ön İşlemeden Geçirilmesi:** Bu basamakta elde edilen kullanıma uygun görüntülerin öznitelik vektörlerinin çıkarılabilmesi için bir takım ön işlemeden geçmesi gerekmektedir. Alınan görüntülerin renkli olması öznitelik çıkarım işlemi zorlaştırabilir. Bu nedenle resimlerin gri seviyeye dönüştürülmesi gerekmektedir. Böylelikle resmi oluşturan matris değerleri 0 ile 255 arasında değerlere dönüştürülmüş olur. Gri seviyeye çevrilmiş görüntüler sadece yüz resimlerinden oluşmayabilir. İçerisinde farklı nesnelere bulunduğu görüntülerden bazı teknikler ile sadece yüz olan bölgelerin belirlenmesi bu basamakta gerçekleştirilmektedir. Yüz bölgelerinin şekilsel olarak ya da piksel bazında değerlendirilmesi sonucunda görüntüden yüz bölgeleri ayrılmış olur. Bu piksellerin matrisler haline dönüştürülerek tablollaştırılması ile yüz görüntüleri matrisler haline dönüştürülmüş olur.

**3-Öznitelik Çıkarımı:** Yüz bölgesi olarak belirlenen bölgelerin öznitelik vektörlerinin çıkarılması işlemi bu basamakta gerçekleştirilir. Öznitelik çıkarımı, sınıflandırma veya kümeleme yöntemlerine eğitilmesi için verilecek verilerin tümünü değil de önem teşkil eden kısımlarının belirlenmesini sağlar. Önemli noktaların alınması da resmin boyutunda küçülmelere sebep olmaktadır. Fakat bu verinin kaybolduğu anlamına gelmez. Pikseller içerisinde önemli kısımların alınması eğitim sistemlerinin de sınıflandırma veya kümeleme işlemlerinde başarı sonuçlar vermesini sağlar.

**4-Sınıflandırma:** Öznitelik vektörleri belirlenmiş resimlerin sınıflandırma ve kümeleme algoritmaları ile sınıflarına yerleştirilmesi işlemi bu basamakta gerçekleştirilmektedir. Öznitelikleri çıkarılmış yüz verilerinin bir kısmı eğitim için bir kısmı da test verisi olarak eğitilen verilerin gerçektede o sınıfa ait olup olmadıklarını kontrol etmek için ayrılır. Eğitim için kullanılan verilerin bir takım algoritmalar yardımı ile sınıf ya da kümelere ayrılması işlemi bu bölümde gerçekleştirilebilir.

**5-Yüz Tanıma:** Test için ayrılmış olan verilerin kontrol amaçlı kullanımı bu basamakta gerçekleştirilir. Sınıflarına ayrılmış olan veri kümelerini test verileri sayesinde doğru bir biçimde sınıfına yerleşmiş mi sorgusunun doğruluğu kontrol edilir.

**6-Sonuç Analizi:** Sınıflandırılmış verilerin ait oldukları sınıf ve kümelerin test aşamasından sonra değerlendirilerek yüz tanıma oranının belirlendiği bölümdür.

## 4. YÜZ TANIMA SİSTEMLERİNDE ÖN İŞLEME

### 4.1 Ön İşleme Nedir?

Ön işleme, sadece yüz resimleri değil diğer objelerinde içinde bulunduğu bir resimden yüz deseninin ayrıştırılmasına ve bu yüzlerin konumlarının belirlenmesine denir. Resimlerde ön işleme probleminde en önemli şey resimdeki yüzün yerinin doğru belirlenebilmesidir.

İnsan yüzünü bulma ve konumlandırma işlemi yüz tanıma uygulamaları için genellikle ilk adım olarak uygulanmaktadır. Yüz tanıma uygulamaları eldeki kaliteli ve normalize edilmiş yüz resimleri oldukları varsayımı altında çalışmaktadırlar. Bu durum yüz tanıma uygulamalarının başarımlarının yüz bulma uygulamalarının başarımlarına fazlasıyla bağımlı olduğu gerçeğini ortaya çıkarmaktadır. Bu doğrultuda geçmişte yapılan çalışmalar göz önünde bulundurulduğunda yüz bulma yöntemleri 4 temel grupta incelenmişlerdir:

1. **Bilgi tabanlı yüz bulma yöntemleri:** Farklı çözünürlüklerde odaklanma yaklaşımı (Yang ve Huang, 1994), yatay dikey projeksiyonlama yaklaşımı (Kotropoulos ve Pitas, 2004).

2. **Özellik tabanlı yüz bulma yöntemleri:** Raslantısal graf işleme (Leung ve diğ, 1995), özellik gruplama (Yow ve Cipolla, 1996).

3. **Şablon eşleme tabanlı yüz bulma yöntemleri:** Yüze ait baskın özellikleri içeren kenar maskesi kullanılarak verilen test resimleri üzerindeki yüz alanlarının bulunmaya çalışıldığı yöntemlerdir (Vaillant ve diğ, 1994).

4. **Görünüm tabanlı yüz bulma yöntemleri:** Temel bileşen analizi, destek vektör makineleri, Yapay Sinir Ağları gibi yöntemler (Sung ve Poggio, 1998).

Yüz bulma yöntemi uygulanmış yüz verileri öznitelik vektörlerinin çıkarılması için birçok yöntemden yararlanılabilir. Dalgacık Dönüşümü, Fourie Dönüşümü, Birincil Bileşen Analizi bunlardan sadece bir kaçıdır. Öznitelik vektörlerinin elde edilmek istenmesinin sebebi giriş verisi olarak verileceği sisteme uygun hale getirilmesidir. Özniteliklerin giriş verisi olarak verileceği sistem seçilir ve sonuçları incelenir.



Şekil 4.1 Resimde yüz bulma ön işlem tekniği

İçinde insanların bulunduğu bir resme baktığımızda kolayca resimde kaç kişinin bulunduğunu, kişilerin (eğer tanıyor isek) kimler olduğunu söyleyebiliriz. İşte resim ön işleme sistemlerinde de temel hedef bu işlemi gerçekleştirebilmektir. Fakat ön işleme işlemi zorlaştıran pek çok faktör bulunmaktadır. Bunlar:

1-Görüntünün alındığı ışık ve kameranın özellikleri kalite açısından resmi etkileyecektir

2-Yüzün kısmen kapanmasını sağlayan sakal, bıyık, gözlük, atkı gibi şeylerin resmin kalitesinde etkisi olacaktır.

3-Alınan resmin döndürülmesi yüzlerin resim içerisindeki konumlarını etkileyecektir.

4-Yüz şeklinin değişimini sağlayan kızgınlık, gülmek, ağlamak gibi ifadeler yüz algılamayı etkileyen faktörlerdir.

5-Resimlerin çakışması durumu da algılama kalitesinde etki kaynağıdır.

## 4.2 Resim Ön İşleme Yöntemleri

Yüz tanıma işlemine geçilebilmesi için öncelikle yüz öznitelik vektörlerinin çıkarılması gerekmektedir. Öznitelik vektörlerini de elde edebilmek için yüzün resim içerisindeki konumunun belirlenmesi gerekmektedir. Resim ön işleme yöntemlerinde temel olarak 4 farklı yaklaşım vardır(Ahuja ve diğ. 2002).

### 4.2.1 Bilgi Tabanlı Ön İşleme

Bu yöntemde önceden belirlenmiş kurallar vardır ve bu kurallar çerçevesinde yüz yerinin tespiti gerçekleştirilir. Kurallar bazı açılardan çok sıkı fakat bazı açılardan da çok gevşektir. Yüzün belirlenmesinde sıkı olan kurallardan ötürü belirleme oranı düşük çıkar. Yanlış çıkmış olan belirleme oranı da gevşek olan kurallar yüzünden kabul edilebilir.

Bu yönteme Rein-Lien Hsu tarafından geliştirilmiş (Rein-Lien 2002) olan sistem örnek verilebilir. Yöntemin temel amacı ten bölgelerini tespit etmektir. Resimdeki ten bölgesi belirlenmeden önce histogram eşitleme işlemi yapılması gerekmektedir. Bunun yanı sıra ışık şartları ve ışığın düzenlenmesinin de sistem için uygun konumda olması gerekmektedir. Düzenlenmiş bu renk değerleri, YCbCr renk formatına göre sınıflandırılır.

Bilgi tabanlı ön işleme yöntemi arka planının az karmaşık olduğu görüntülerde iyi sonuçlar vermektedir. Fakat kural tabanlı olması sebebi ile tercih edilmemektedir. Renk değerlerine göre konumun belirlenmesi işlemi renklerin karışıklık yaratma durumuna karşın problemler ile karşılaşılabilir. Detaylı kurallar ile yüzlerin yerlerinin tespiti zorlaşırken, yüzeysel kuralların gevşekliği yüz olmayan nesnelere yüzmüş gibi verilerin içine dahil edilmesine sebep olur, bu da sistemi olumsuz yönde etkilemektedir. Farklı pozlardan oluşan resimlerin bu yöntem ile ayrılması zorluk çıkarmaktadır.

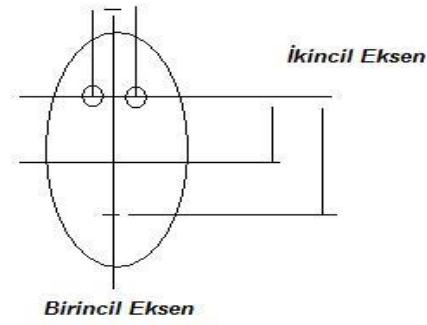
### 4.2.2 Şablon İşleme ile Ön İşleme

İnsan yüzünün tonları değişkenlik gösterebilir fakat şekli değişmez. Bir insan yüzü yuvarlak veya oval olabilir fakat hiçbir zaman bir üçgen veya dikdörtgen şeklinde bir yüz biçimi olamaz. Buradan yola çıkılarak geliştirilmiş olan şablon

tabanlı ön işleme sistemi yüzün şekline göre veri tabanına eklenecek yüz verilerinin ayrımını yapmaktadır.

Sistem insan yüzü özelliğinden bir şablon oluşturularak yüz tespiti için kullanmak farkı ölçülerde olan yüz resimleri için hız sağlayacaktır.

Şablon eşleme yöntemi ile geliştirilen sistem tek başına güçlü bir yapı teşkil etmemektedir. Bu yapının güçlendirilmesi için başka yöntemlerden de yararlanılmıştır. Şablon yönteminden yararlanılarak yapılmış çalışmalara örnek olarak Saber ve Tekalp ile Kim, Kang, Shin ve Park'ın çalışmaları (Saber ve diğ., 1998) örnek gösterilebilir. Çalışmanın temel amacı şablon eşleme yöntemi belirlenmiş yüz alanı üzerinde ten rengi kontrolü yapılarak yüz olup olmadığı tespittir. Şablon elips olarak belirlenebilir ve ağız, burun ve göz bölgeleri için simetri tabanlı fonksiyonlardan yararlanır.



Şekil 4.2 Yüz şablonu

Simetri tabanlı fonksiyonun kullanılması iyi bir çözümdür. Buradaki en önemli kısım ten renginin belirlenmesidir. Renk bulma adımı gerçekleştirilmeden yüzün eliptik şeklinin bulunması gerçekleştirilemez ve dolayısı ile yüzün bileşenleri bulunamaz. Bu yüzden şablonun yerleştirileceği alanın tespit edilmesi gerekmektedir.

### 4.2.3 Öğrenme Tabanlı Ön İşleme

Öğrenme tabanlı ön işleme yönteminde yüz resimlerinin çıkarılması için kullanılan şablon ya da ten rengi tonları yerine, eğitim setinden oluşturulmuş resimlerden yararlanır. Yöntemin en önemli özelliği kullanılan öğrenme yöntemine ve elde edilen örnek kümelerine bağlı sonuçlar üretmesidir.



Rowley, Kanade ve Balajua tarafından (Rowley ve diğ.1998) geliştirilmiş olan öğrenme tabanlı ön işleme tekniği sinir ağlarına veri sağlamada oldukça başarılı bir yöntemdir. Dik konumlu ve ön cepheden alınmış görüntülerin içerisinde yüz resimlerinin bulunmasında kullanılmıştır.

Schneiderman ve Kanade ise yöntemi(Schneiderman ve diğ.2002) nesnenin üç boyutlu görüntüsünü çıkarabilmek için iki boyutlu görüntüleri öğrenme tabanlı ön işleme yöntemi ile belirlemiştir. Dalgacık dönüşümü yönteminden yararlanarak sistemi geliştirmiştir.



Şekil 4.3 Yüz ve yüz olmayan resimler

Öğrenme tabanlı ön işleme yönteminde makine öğrenmesi algoritmaları kullanılması başarılı, hızlı ve sağlam sonuçlar vermektedir. Görüntü sayısının çokluğu başarı oranını olumlu yönde etkilemektedir.

#### 4.2.4 Özellik Tabanlı Ön İşleme

Bir resimde faydalı sınıfları konumlandırmak oldukça karmaşık bir iştir. Bu konumlandırma sonucunda geniş örnek uzaylar elde etme olasılığımız vardır. Özellik tabanlı ön işleme sadece önemli özelliklerin kullanılmasını esas alır. Kullanılan öğrenme fonksiyonun tipine göre yerel yüz özelliklerini değerlendiren sistemler nokta tabanlı sistemlere göre daha hızlı ve başarılıdır.

Özellik tabanlı algılama Viola ve Jones tarafından geliştirilmiştir. Sistem bazı önemli noktaları kullanarak hızlı ve sağlıklı bir yüz belirleme performansı göstermektedir. Bu teknik Haar-benzeri özelliklerin kullanılmasını temel almaktadır. Basit Haar-benzeri dikdörtgen özellikler pozitif veya negatif örneklerden toplam görüntünün çıkarılması için kullanılır. Bütün zayıf sınıflayıcılar birleştiren ve yüz içermeyen alanları kolaylıkla ayıklayan kademeli dizi sınıflayıcıları kullanılır.



Şekil 4.4 Özellik dikdörtgenlerinin resim üzerinde uygulanması

Özellik tabanlı yüz algılama güvenilir ve hızlı sonuçlar üretmektedir fakat eğitim süresinin fazla zaman alması bu yöntemin dezavantajıdır.

## 5.YÜZ TANIMA SİSTEMLERİNDE ÖZNETELİK ÇIKARIM

Bütün bir resimden yüz şekillerinin belirlenmesi işleminden elde edilen bu yüz resimlerinin öznitelik vektörlerinin çıkarılması gerekmektedir. Öznitelik vektörlerinin elde edilmesi için birçok yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntemlerden biri kullanılarak elde edilen öznitelik vektörleri bir sonraki aşama olan sınıflandırma teknikleri için elde edilmektedir. Öznitelik vektörlerini çıkarmak için kullanılan bazı yöntemler şunlardır;

- 1-Temel Bileşen Analizi yöntemi
- 2- Doğrusal Diskriminant Analizi yöntemi
- 3- Bağımsız Bileşen Analizi yöntemi
- 4- Gizli Markov Modeli
- 5-Dalgacık Dönüşümü

### 5.1 Temel Bileşen Analizi

Temel Bileşen Analizi (TBA) yüz tanıma sistemlerinde kullanılan bir öznitelik çıkarım yöntemidir. Bu yöntem ile cinsiyet sınıflandırması kimlik tespiti hangi kökenden geldiğini belirlemek mümkündür.

TBA ilk kez Sirovich ve Kirby tarafından (Sirovich ve diğ.,1987) uygulanmıştır Yüzün etkin bir biçimde gösterimi sağlanmıştır. Kirby ve Sirovich yüz resimlerinin öncelikle temel bileşenlerini hesaplamışlardır. Daha sonrada yüz resimlerini öz vektörün küçük parçalarının ağırlıklı birleşimini kullanmışlardır.

Büyük boyutlu veri kümelerinde sorun yaratma olasılığına karşın veri analizi için kullanılmaktadır. Minimum bilgi kaybı prensibi ile veri sıkıştırılması yapılabilir.

TBA'nın temel amacı yüz görüntülerinin dağılımını en iyi biçimde yakalanmasını sağlayan vektörlerin elde edilmesidir. Bu vektörler kovaryans matrisinin öz vektörleri olduğu için öz yüz diye de adlandırılabilir.

Matematiksel olarak şu şekilde tanımlanabilir.(Ozdemir, 2007) Veri tabanında  $n \times m$  boyutlu yüz görüntülerinin olduğu düşünülürse bu yüz görüntüleri tek boyuta indirgenir.  $n \times m = N$  olduğu varsayılırsa bu durumda  $M$  tane  $N$  boyutlu yüz vektörü elde etmiş olunur. Bu görüntülerin ortalamasının alınmış şeklini  $\psi$  olarak hesaplanır;

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M I^k \quad (5.1)$$

Her bir görüntüden yüz vektörlerinin çıkarılması ile bir matris elde edildiği var sayılarak bu matrisde  $A$  olarak isimlendirilir.  $A$  matrisinin kovaryans matrisi şu şekilde hesaplanır:

$$A = [\phi^1 \phi^2 \dots \phi^i \dots \phi^M]_{N \times M} \quad (5.2)$$

$$C = \sum_{k=1}^M \phi^k (\phi^k)^T = AA^T \quad (5.3)$$

Elde edilen  $C$  değeri kovaryans matrisinin  $N \times N$  boyutunu temsil eder.  $C$  matrisinin öz vektörleri hesaplanarak öz yüzler yöntemi uygulanabilir. Fakat  $C$  matrisi üzerinde bir ön işlem yapılması gerekmektedir. Elde edilmiş olan  $C$  matrisinin boyutu  $N \times N$ 'dir. Fakat daha önce  $C$  matrisinin boyutu  $N \times M$  olarak kabul edilmişti. Bu durumda  $C$  matrisinin  $N$  tane öz vektöründen yalnız  $M$  tanesinin dışında kalanlar 0 öz değere sahiptir. Buradan  $C = (AA^T)_{N \times M}$  matrisi tercih edilir bu durumda  $M$  tane öz değerleri sıfırdan farklı öz vektör elde edilecektir.

Eşitliğin her iki tarafı da  $A$  ile çarpılır.

$$(A^T A) x_i = \lambda_i x_i \quad (5.4)$$

$$AA^T A x_i = A \lambda_i x_i \quad (5.5)$$

Öz vektörlerin sayısı veritabanının ne oranda doğru gösterdiğimize bağlı olarak değişiklik gösterir.

## 5.2 Doğrusal Diskriminant Analizi

Doğrusal Diskriminant Analiz (DDA) 1930'lu yıllarda R.A. Fisher tarafından (Fisher,1936) geliştirilmiştir. Fisherin Doğrusal Diskriminantı olarak da bilinen bu yöntem yakın zamanda kullanılmaya başlanmıştır. Bu yöntem kişi resimlerinin kimliklendirilmesi ve farklı ışık alanlarındaki resimlerin sınıflandırılması işleminde kullanılmıştır. DDA noktaları en iyi ayıran çizginin bulunması gerekçesine dayanan bir yapısı vardır.

Yüz tanıma sistemlerinde farklı sınıflardaki ayrı resimler ya da aynı sınıftaki resimler olarak gururlandırılabilir. Bu yaklaşım TBA analizinde öz yüz metodu ile benzerlikler göstermektedir. Farklı olan yönü öz yüz metodunda temel bileşenlerine ayrılma işlemi gerçekleşmektedir. Bu da resimlerin bu tür sınıflarında ki toplam dağılımı maksimum yapar.

DDA yöntemi ile izdüşümü alınan verilerin sınıfları arası dağılımı matrislerinin determinantının sınıf içi dağılım matrisinin determinantına oranını maksimum yapar (Baştürk, 2005).

$i = 1, \dots, c$  için  $x_i$  olasılıklarına sahip  $i$  sınıfındaki veri sayısı  $N_i$  olmak üzere pozitif yarı-doğru dağılım matrisi şu şekilde gösterilir.

$$S_B = \sum_{i=1}^c X_i (\mu_i - \mu) (\mu_i - \mu)^T \quad (5.6)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^c X_i \sum_{x_k \in X_i}^{N_i} (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T \quad (5.7)$$

Eşitlikteki  $x_k$ ,  $i$  sınıfına ait örnek vektördür.  $\mu_i$ ,  $i$  sınıfının ortalamasıdır.  $S_W$  sınıf içi dağılım matrisi,  $S_B$  sınıflar arası dağılım matrisini belirtmektedir.

$$W_{opt} = \arg \max_w \frac{|W^t S_B W|}{|W^t S_W W|} = [w_1, w_1, \dots, w_m] \quad (5.8)$$

$\{w_i | i = 1, 2, \dots, m\}$  azalan  $\{\lambda_i | i = 1, \dots, m\}$  özdeğerlerine karşılık gelen  $S_W$  ve  $S_B$  matrislerinin genelleştirilmiş öz vektör kümeleridir (Baştürk, 2005).

### 5.3 Bağımsız Bileşen Analizi

Bağımsız Bileşen Analizi (BBA) içerisinde birçok değişken barındıran verilerin istatistiksel bağılılığını en az şekilde gösterimini sağlar ve saklı olan bileşenleri ortaya çıkarmaya çalışır. Bu metot sayesinde sağlanan gösterim örüntü tanıma, veri sıkıştırma ve gürültü arındırma gibi alanlarda kullanılır (Hyvarinen, 1999). Şu şekilde gösterilir;

$$x = As \quad (5.9)$$

$x$ ,  $x_i$ 'lerden oluşan gözlem vektörüdür.  $s$  ise  $S_i$ 'ler den oluşan kaynak vektörü,  $A$  karşılaştırma matrisini temsil etmektedir. BBA'da kaynak ve gözlem vektörleri yani  $A$  matrisi kare olarak kabul edilir.

$$S=Wx \quad (5.10)$$

$W$  matrisi  $A$  matrisinin tersi olarak düşünülür. İmge modeli olarak  $a_i(p, q)$  temel fonksiyonlar cinsinden ifade edilir.

$$I(p, q) = \sum_{i=1}^n a_i(p, q) s_i \quad (5.11)$$

$s_i$  her imgede farklılık gösteren katsayıdır.

### 5.4 Gizli Markov Modeli

Gizli Markov Modeli (GMM) DNA tanıma, ses tanıma ve politik kriz tahmini gibi alanlarda uygulanmıştır. GMM'nin temel prensibi olasılık içermesidir. Verilen gözlem vektörlerinin rassal bir süreç olarak ayırt edilebilmesi ve tesadüfi değişkenlere bağlı parametreler elde edilir (Robiner ve Juang 1993).

GMM yararlanılarak bazı çalışmalar yapılmıştır. Süper durum yapısı kullanılarak yukarıdan aşağıya doğru uygulanmıştır(Samaria,1994).Ayrık Kosünüs Dönüşümü uygulanarak öznitelik vektörleri elde edilmiştir(Nefian ve Hayeys,1998).

İki süreçten oluşmaktadır. İlki sonlu sayıda ifadelerden oluşan ve gözlenmesi mümkün olmayan Markov Modelidir. Diğeri ise tüm ifadeler ile ilişkili grup olasılık yoğunluğu fonksiyonudur.

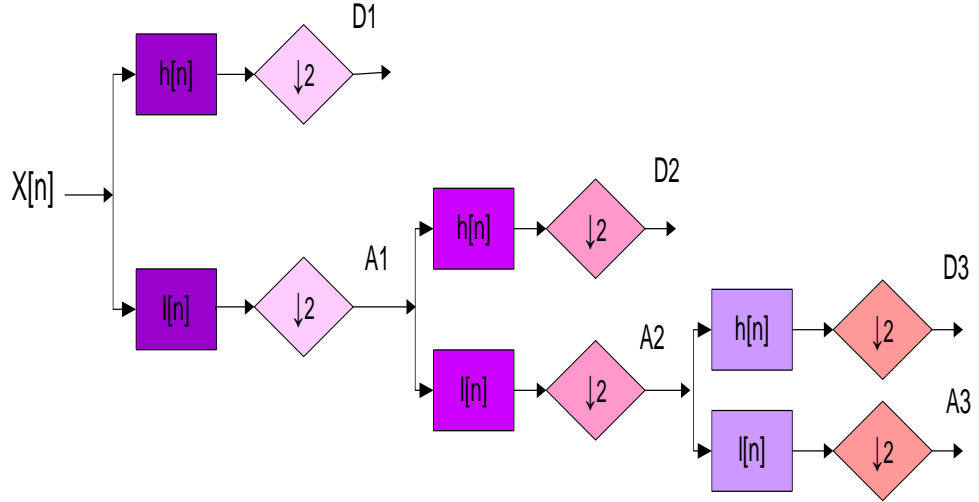
GMM tanıma işlemi gerçekleştirilirken resimden bazı kesitler alınarak işlemler gerçekleştirilir. Örneklerin oluşturulması işlemi bir hayli zaman aldığı için yüz tanıma sistemlerinde tercih edilmemektedir.

### **5.5 Dalgacık Dönüşümü**

Dalgacık Dönüşümü (DD) bölümlere ayırma tekniğine dayalı bir sistemdir. Bölümlere ayrılmış sinyallerin tek tek analiz edilmesi sonucunda o sinyaldeki frekansın ne zaman ve nerede oluştuğuna dair bilgiyi açıkça gösterir. Buradan yola çıkarak DD frekans ve zaman domenlerini kullandığı bilinir.

DD'nin en önemli avantajı yüksek frekanslar için dar, düşük frekanslar için ise geniş olabilecek şekilde değişebilen pencere boyutlarının olmasıdır. Böylelikle tüm frekans aralıklarında en iyi zaman-frekans çözünürlüğü sağlanabilmektedir.(Daubechies,1990)

DD sürekli ve ayrık olmak üzere ikiye ayrılır. Bunlar Sürekli Dalgacık dönüşümü ve Ayrık Dalgacık dönüşümüdür. Sürekli dalgacık dönüşümünde dönüşüm ve ölçeklendirme parametrelerinin devamlı değişim içerisinde olmasından dolayı her bir ölçek için dalgacık katsayılarının hesaplanması zorlaşmakta ve zaman alıcı bir hal almaktadır. Bu nedenle ayrık dalgacık dönüşümü daha çok tercih edilmektedir. DD ile işaret belirli sayıda ölçeklere bölünür. Çoklu çözünürlük ayrışımı olarak bilinen bu işlem  $X[n]$  işareti için Şekil 5.1'deki gibi gösterilmektedir.



Şekil 5.1: Ayrık Dalgacık Dönüşümünde alt bantlara ayrışım

İlk yüksek geçiren filtreye ( $h[.]$ ) ve alçak geçiren filtreye ( $l[.]$ ) ait olan çıkışlar sırası ile ayrıntılı  $D_1$  ve yaklaşık  $A_1$  alt bantlarını oluşturmuştur.  $A_1$  yaklaşım bandı tekrar ayrışır  $D_2$  ve  $A_2$  alt bantları oluşur. Bu işlem ayrışmalar devam ederek sürdürülür (Daubechies, 1990).

DD aşağıda verilen şartı sağlayan alçak geçiren filtre ( $l$ ) olarak kabul edilebilir.

$$L(z)L(z^{-1}) + L(-z)L(-z^{-1}) = 1 \quad (5.12)$$

Burada  $L(z), l$  filtresinin  $z$ -dönüşümünü göstermektedir. Bu filtrenin tamamlayıcısı olan yüksek geçiren filtresi ( $h$ ) şu şekilde tanımlanabilir.

$$H(z) = zL(-z^{-1}) \quad (5.13)$$

Artan uzunluklar ile filtre dizisi (  $i$  indeksi ile) Eşitlik 5.14'deki gibi elde edilir:

$$L_{i+z}(z) = L(z^{2^i})L_i(z) \quad (5.14)$$

$$H_{i+z}(z) = H(z^{2^i})L_i(z) , i=0, \dots, i-1 \quad (5.15)$$



Burada başlangıç şartı olarak  $L_0(z)=1$  kabul edilir. Bu, zaman domeninde şu şekilde gösterilebilir:

$$l_{i+1}(k) = [l]_{\uparrow 2^i} * l_i(k) \quad (5.16)$$

$$h_{i+1}(k) = [h]_{\uparrow 2^i} * l_i(k) \quad (5.17)$$

Burada,  $[\cdot]_{\uparrow m}$  indeksi  $m$  faktörü ile yukarı örnekleme yapıldığını belirtmektedir ve  $k$  eşit olarak örneklenmiş ayrık zamanı gösterir( Zhang ve diğ.,2001).

Normalize edilmiş dalgacık ve ölçek temelli fonksiyonlar  $\varphi_{i,l}(k)$  ,  $\psi_{i,l}(k)$  şu şekilde gösterilir:

$$\varphi_{i,m}(k) = 2^{\frac{j}{2}} l_i(k - 2^j m) \quad (5.18)$$

$$\psi_{i,m}(k) = 2^{\frac{j}{2}} h_i(k - 2^j m) \quad (5.19)$$

Burada,  $2^{\frac{j}{2}}$  faktörü iç çarpım normalizasyonunu göstermektedir.  $i$  ölçeklendirme parametresi,  $m$  dönüşüm parametresidir. Ayrık dalgacık dönüşüm ayrışımı şu şekilde tanımlanır:

$$a_{(i)}(m) = x(k) * \varphi_{i,m}(k) \quad (5.20)$$

$$d_{(i)}(m) = x(k) * \psi_{i,m}(k) \quad (5.21)$$

Burada,  $d_{(i)}(m)$  ve  $a_{(i)}(m)$  sırası ile ayrıntılı katsayılar ve  $i$  çözünürlüğündeki yaklaşık katsayılarıdır (Daubechies, 1990)( Zhang ve diğ.,2001).

## 6. YAPAY SİNİR AĞ SINIFLANDIRICISIYLA YÜZ TANIMA

Günümüzde sınıflandırma yöntemi yüz tanıma sistemleri açısından büyük önem taşımaktadır. Kişilerin belirlenebilmesi için kullanılan bu yöntem ile mevcut çoklu resim veri kümesi kolayca ayrıştırılır ve böylece hangi sınıfa dahil olacakları belirlenmiş olur. Sınıflandırma (eşleme) işlemi, tanınması istenen yüz görüntüsünden elde edilen bir dizi öznitelik vektörünün, yaklaşık olarak veri tabanındaki model bir yüz görüntüsü ile öznitelik vektörlerini eşleştirme ve bunun sonucunda hangi kişinin hangi kümeye ait olduğuna dair bilgiye ulaşmak amacıyla yapılır. Böylece sınıflandırma işlemi sağlıklı bir yüz tanıma ortamı sağlamış olur.

Yapay Sinir Ağları, çalışma şekli olarak insan beynini örnek alarak tasarlanmış bir sistemdir. Yapay Sinir Ağlarının geliştirilme amacı, öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, oluşturabilme ve keşfedebilme gibi insan beynine özgü olan yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirebilmektir. İnsanların geçmişte yaşadıklarından tecrübe çıkarmaları gibi, öğretilen bilgiden bir sonuç elde edilir. YSA, katmanlar biçimde düzenlenen basit işlem elemanı gruplarından oluşur ve her bir katman farklı ağırlık değerlerine sahip olan araçlarla iletişimde bulunduğu işlem elemanını içerir. YSA'nın oluşturulmasında hücrelerin karşılıklı bağlanma şekilleri ya da işlem elemanlarının düzenlenmesi, bilgi, öğrenme ve bilgiyi kullanma yöntemi olarak üç temel ihtiyacı bulunmaktadır.

### 6.1. YSA'nın Genel Özellikleri

Uygulanan ağ modeline göre Yapay Sinir Ağlarının karakteristik özellikleri değişmektedir. Bütün modeller için geçerli olan genel karakteristik özellikler aşağıdaki gibi sıralanmıştır:

- Makine öğrenmesi gerçekleştirirler.
- Çalışma şekilleri bilinen programlama yöntemlerine benzeyen programları vardır.
- Bilginin saklanması gerçekleştirilir.

- YSA örnekleri kullanarak öğrenme sağlanır.
- Güvenle çalıştırılabilmeleri için Yapay Sinir Ağları öncelikle eğitilmeli ve performansları test edilmelidir.

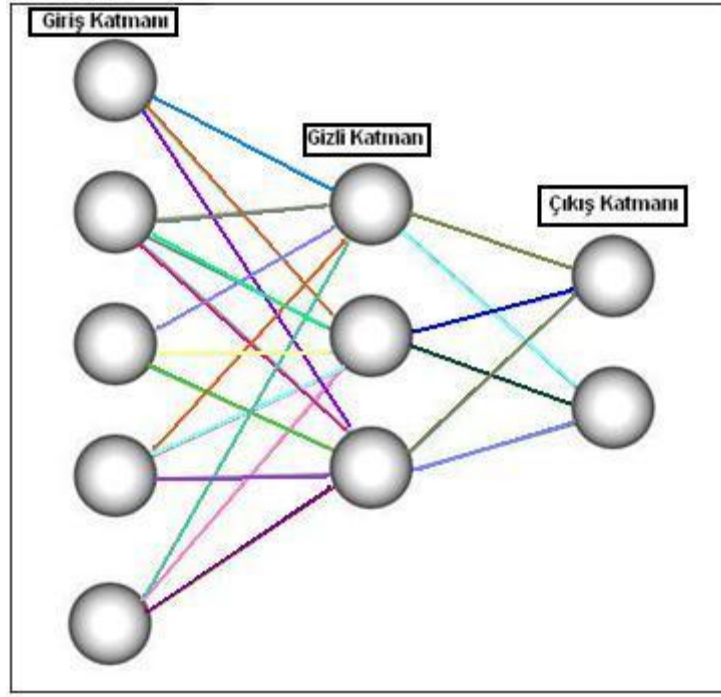
- Daha önceden görmediği örnekler ile ilgili bilgi üretilebilirler.
- Algılamaya yönelik işlemlerde tercih edilebilir.
- Şekil (örüntü) tanıma ve sınıflandırma işlemi gerçekleştirebilirler.
- Örüntü tamamlama yapabilirler.
- Kendi kendini organize edebilme ve öğrenebilme yeteneğine sahiptir.
- Bilgide eksiklik olsa da çalışabilmektedirler.
- Hataya toleranslıdırlar.
- Belli olmayan veya tam olmayan bilgileri işleyebilirler.
- Dereceli bozulma (Graceful Degradation) gösterirler.
- Dağıtık bellekleri vardır.
- Sadece nümerik bilgilerle çalışabilmektedirler.

Yukarıda belirtilen avantajlarının yanı sıra YSA'nın birtakım dezavantajları da bulunmaktadır. Eğitim ve test veri örneklerine ihtiyaç duydukları için bütün işlemsel problemlere uygulanamaz ve donanım bağımlıdır. Uygun ağ yapısının belirlenmesi belirli bir kurala göre değildir. Ağın eğitiminin bitirilmesi gereken zamana ilişkin belli bir yöntem yoktur.

İlgilenilen nesne ile ilgili hemen hemen hiç bilgi olmaması ya da çok az bilgi olması, bu nesnenin parametrelerinin ve durumunun matematiksel olarak ya da kurala dayalı olarak tanımlanamaması koşullarında ya da o alışılmış işlemcilerle çözümlenemeyen problemlerin varlığı durumunda YSA uygulamaları birçok problemi çözebilmektedir. Buna karşılık, algoritma ve yazılım geliştirme doğrulama ve gerçeklemeye ilişkin mali harcamalar ve süre yüksektir( Yağmur, 2008).

## 6.2 YSA'nın Temel Yapısı

YSA'nın temel yapısı, Yapay Sinir Ağı hücrelerinin bir araya gelmesi ile oluşan yapıdır. Fakat bu yapıda Yapay Sinir Ağı hücreleri rastgele değil belirli bir katman yapısına göre bir araya gelirler ve genellikle 3 katmandan oluşurlar.



Şekil 6.1 Yapay Sinir Ağı katmanları

Bu katmanlar Şekil 6.1 de görüldüğü gibi

**-Giriş Katmanı:** Bu katmanda yer alan hücreler giriş bilgilerini gizli katmana iletmek ile görevlidirler.

**-Gizli Katman:** Buradaki hücreler giriş katmanından gelen bilgileri çıkış katmanına iletmek ile görevlidirler ve ağın durumuna göre sayıları çoğaltılıp azaltılabilir.

**-Çıkış Katmanı:** Bu katmanda gizli katmandan gelen bilginin çıkışı yapılır. Üretilen çıkış sayesinde problemin çözümü sağlanmış olur.

Sistemin performansı açısından YSA'nın tasarımı sırasında ağıdaki katman sayısı ile katmanlardaki hücre sayısına doğru bir şekilde karar vermek oldukça önemlidir. İki veya üç katmanlı bir ağ, birçok problemde istenen sonuçları elde edebilmektedir (Haykin 1999). Katmanlar, aynı doğrultu üzerinde bir araya gelen hücrelerden oluşmaktadır. Farklı ağ yapıları, katmanların farklı şekilde birbirleriyle bağlanmaları sonucunda oluşmaktadır. Problemin yapısına göre giriş ve çıkış katmanlarının sayısı değişmektedir (Freeman ve Skapura 1991).

Her bir katmanda bulunan hücre sayısı ağın bir diğer yapısal özelliğini oluşturur. Gizli katmandaki hücre sayısının belirlenmesi için genellikle deneme-yanılma yöntemi kullanılır. Deneme-yanılma yönteminde, başlangıçta rastgele olarak belirlenen hücre sayısı istenilen performansa ulaşıncaya kadar artırılarak istenen

performansın altına inmeden azaltılır. Eğitim işlemi, gizli katmandaki hücre sayısı ne kadar az ise o kadar kısa sürmektedir çünkü hesaplamadaki adım sayısı kısalmaktadır. Ayrıca hücre sayısının az olması sinir ağının “genelleme” yeteneğini arttırırken, ağın giriş verilerini öğrenememesi gibi bir soruna neden olabilir. Hücre sayısının gereğinden fazla olması ise ağın verileri ezberlemesine neden olmaktadır (Yağmur, 2008).

Tecrübeye dayalı (heuristic) arama yöntemi, gizli katman hücre sayısının belirlenmesinde kullanılan bir diğer yöntemdir. Tecrübeye dayalı arama yönteminde son arama adımında denenen mimari ile bir önceki arasındaki arama kriteri, arama doğruluğunu belirlemektedir (Breiman 1994). Ağ yapısı belirlenmesi işlemi ayrıca ağın genel hata oranına bakılarak da gerçekleştirilmektedir. Ağdaki gizli katman sayısı arttıkça ağırlık sayısı da artar ve dolayısıyla ağ yapısı karmaşık bir hale gelir. Bu yöntemde, her bir modelin en uygun olabilirlik fonksiyonu bulunur ve olabilirlik fonksiyonunun değeri en küçük olan model, en uygun model olarak seçilir (Schwarz 1978).

### 6. 3 YSA'nın Öğrenme Algoritmaları

Bugüne kadar birçok öğrenme algoritması geliştirilmiştir. Öğrenme algoritmaları, Hebb (1949), Delta ve Hopfield (1982) olmak üzere 3 öğrenme algoritması esas alınarak geliştirilmiştir (Sağiroğlu ve ark. 2003, Haykin 1999, Bishop 1995).

**Hebb Öğrenme Kuralı:** Hebb'in (1949) geliştirdiği bu öğrenme algoritması en eski öğrenme kuralıdır. “Bir nöron diğer bir nörondan giriş alıyorsa ve her iki nöronda aktif ise (matematiksel olarak aynı sinyale sahip ise), nöronlar arasındaki ağırlık kuvvetlendirilir” esasına göre çalışır. Diğer bir deyişle, bir hücre aktifse bağlı olduğu hücreyi aktif yapmaya çalışır, eğer aktif değil ise pasif yapmaya çalışır. Diğer öğrenme kurallarının birçoğu Hebb Öğrenme Kuralı izlenilerek geliştirilmiştir.

**Delta Öğrenme Kuralı:** Hebb kuralının biraz daha geliştirilmiş şekli olarak açıklanabilir. Bu kurala göre, ağırlık değerleri sürekli değiştirilerek beklenen çıkış ile gerçekleşen çıkış arasındaki farklılık azaltılır. Hedef, ağın ürettiği çıkış ile üretilmesi beklenen çıkış arasındaki hatanın karelerinin ortalamasını en aza indirmektir. Bir katmandan bir önceki katmanlara geriye yayılarak hata azaltılır. Bu kural geri yayılım, küçük ortalama karesel öğrenme veya Widrow-Hoff kuralı olarak da bilinir (Widrow-Hoff 1960).

**Hopfield Öğrenme Kuralı:** Bu kural Hebb kuralı ile benzerlikler göstermektedir. Hopfield kuralına göre, hücreler arası bağlantıların ne kadar kuvvetlendirilmesi veya

zayıflatılması gerektiği belirlenir. Beklenen çıkış ve girişlerin ikisi de aktif veya pasif ise, öğrenme katsayısı kadar ağırlık değerleri kuvvetlendirilir ya da zayıflandırılır. Öğrenme katsayısı 0 ile 1 arasında değer alır (Hopfield 1982).

#### 6.4 YSA Modelleri

Yapay Sinir Ağları, İleri Beslemeli ve Geri Beslemeli olmak üzere yapılarına göre ikiye ayrılırlar.

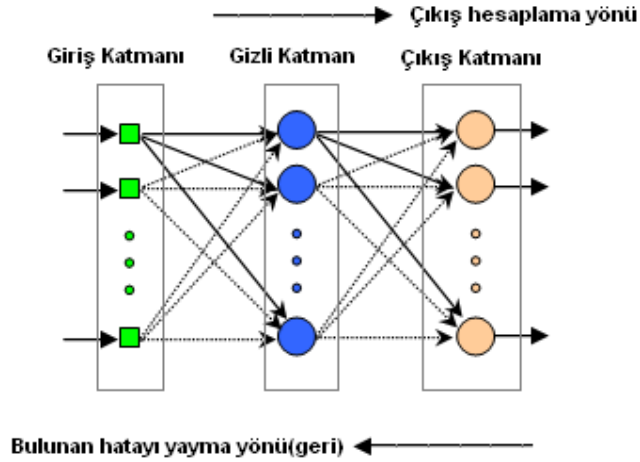
**-İleri Beslemeli Model:** Nöronlar, ileri beslemeli ağlarda girişten çıkışa doğru düzenli katmanlar şeklinde yer alırlar. Bir katmanın sadece kendinden sonraki katmanlara bağı bulunmaktadır. Hücrelerin bir katmandaki çıkışları bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden giriş olarak verilir.(Özby ve Karlık 2001)Yapay Sinir Ağına gelen bilgiler önce giriş katmanından daha sonra sırasıyla ara katmanlardan ve çıkış katmanından işlenerek geçer ve ardından dış dünyaya çıkar. Çok katmanlı algılayıcı(Multi Layer Perseptron(MLP)), modüler sinir ağları (Modular Neural Networks – MNN), vektör kuantalamalı öğrenme (Learning Vector Quantization – LVQ), radyal tabanlı fonksiyon (Radial Basis Function – RBF) ve olasılık tabanlı (Probabilistic Neural Network – PNN) ileri beslemeli modele örnek olarak gösterilebilirler.

**- Geri Beslemeli Model:** İleri beslemeli Yapay Sinir Ağlarının aksine geri beslemeli YSA’larda bir nöronun çıktısı sadece kendinden sonra gelen nöron katmanına girdi olarak verilmez. Çıktı, kendinden önceki katmanda veya kendi katmanında bulunan herhangi bir nörona da girdi olarak bağlanabilir. Geri beslemeli Yapay Sinir Ağları bu yapıları ile doğrusal olmayan dinamik bir davranış göstermektedir. Geri besleme özelliğini kazandıran bağlantıların bağlanış biçimine göre aynı Yapay Sinir Ağıyla farklı yapıda ve davranışta geri beslemeli Yapay Sinir Ağları elde edilebilir. Hopfield, adaptif rezonans teori (ART), kendi kendine organize olabilen harita (Self Organizing Map – SOM) ağları, Elman ve Jordan ağları geri beslemeli Yapay Sinir Ağlarına örnek olarak gösterilebilirler.

#### 6.5 Çok katmanlı Perseptron Modeli

Giriş ve çıkış katmanları arasında birden fazla katmanın kullanıldığı ileri yayımlı (feed-forward) YSA sistemine çok katmanlı perseptron adı verilir. Gizli katman (hidden layer) olarak bilinen bu ara katmanlarda, düğümleri giriş ve çıkış katmanlarına direk bağlı olmayan işlem elemanları bulunmaktadır. Tek katmanlı perseptronlara ait sınırlamaların birçoğunu ortadan kaldırmalarına rağmen, önceleri etkin eğitme algoritmalarının mevcut

olmamasından ötürü çok katmanlı perseptronlar uygulamaları yaygın değildi. Ancak bu durum yeni eğitime algoritmalarının geliştirilmesi ile değişmiştir (Rumelhart, D.,1986).



Şekil 6.2 Çok katmanlı perseptron ağ yapısı

Çok katmanlı ağlarda, veriler giriş katmanı verilir. Ağ içinde yapılan işlemler sonucunda çıkış katmanında oluşan sonuç değer, istenen değerler ile karşılaştırılır. Bulunan cevap ile istenen değerler arasında herhangi bir farklılık varsa, bu farkı azaltmak amacıyla ağırlıklar yeniden düzenlenir. Ağırlıklar uygun noktaya ulaşıncaya kadar girişteki değer değişmez. Hesaplanan çıkışlar, istenilen değerlere karşılaştırılarak sonuçta gerekirse hata bilgisi verilir. Gizli işlem elemanlarından çıkış birimine olan ağırlıkları değiştirmek için hata işareti kullanılır. Fakat bu yapılırken giriş katmanından gizli katmana gelenin değiştirilip değiştirilemediğini göz önüne almak gerekir. Gizli birimlerin çıkışında hata işareti verilmesi, gizli birimlerden ne tür bir çıkış istendiği bilinemeyeceğinden dolayı kolay bir şey değildir. Bunun yerine her birimin çıkış biriminin hatalarına olan etkisi bilinmelidir. Bu ise hatalı birim için gizli birime bağlı olan çıkış birimlerinin hata işaretlerinin toplamı alınarak yapılır. Çok sayıda gizli katmanı olan sistemlerde, her sistemin hata işaretleri, bir önceki katmanın düzeltilmiş işlemlerinden çıkartılarak işlem tekrarlanır. Sonuç olarak, ağırlık düzeltme işlemi çıkış seviyesine bağlı ağırlıklardan başlayarak ters yönde, giriş seviyesine varana kadar devam eder. Sonuçta sistem hatalar yapar, fakat işlem, bu hatalardan bir şeyler öğrenip isteneni bulana kadar devam eder. Bu yöntem “hatanın geriye yayılması algoritması” (back-propagation algorithm) olarak adlandırılır. (Yağmur, 2008)

## 7- KÜMELEMeye DAYALI SINIFLANDIRICIYLA YÜZ TANIMA

Kümeleme kavramı açıklanacak olunursa kümelemenin amacına göre kümelerin farklı tanımları yapılabilir. Kabul edilen bir tanım şu şekildedir; Küme, diğer kümelerdeki nesnelere göre birbirlerine fazla daha benzer olan nesnelere oluşturdukları gruptur. Buradaki benzerlikten kasıt matematiksel olan benzerlik olarak algılanabilir. Kümeler değişik boyutlarda, geometrik formlarda ve yoğunlukta olabilir (Balasko ve diğ.2011). Kümeleme genel anlamda ikiye ayrılabilir; klasik kümeleme ve bulanık kümeleme.

**Klasik kümeleme:** Klasik kümeleme tekniğinde bir veri noktasının sadece bir kümeye ait olduğu kabul edilir. Bir verinin birden fazla kümeye girme durumu yoktur. Klasik küme teorisine göre bir eleman “1” üyeliği ile kümeye aittir , “0” üyeliğiyle kümeye ait değildir. Ayrık değerlerin keskin reddi klasik kümelemeye karşılık gelir.

**Bulanık kümeleme:** Bu tekniklerde bir nesne birden fazla kümeye girebilir. Bu tip algoritmalar günlük yaşamın tecrübelerine uygun olarak gerçek sayıların belirsizliğini ele aldığından kümeleme şekillerinin ortaya çıkmasını sağlar. En önemli bulanık kümeleme algoritması Bulanık C-Ortalamlar (BCO) algoritmasıdır. Bulanık küme teorisinde bir elemanın kümeye ait olması [0,1] aralığında değerler almasını hedefler. Ayrık değerlerin yumuşak reddi bulanık üyeliklere karşılık gelir.

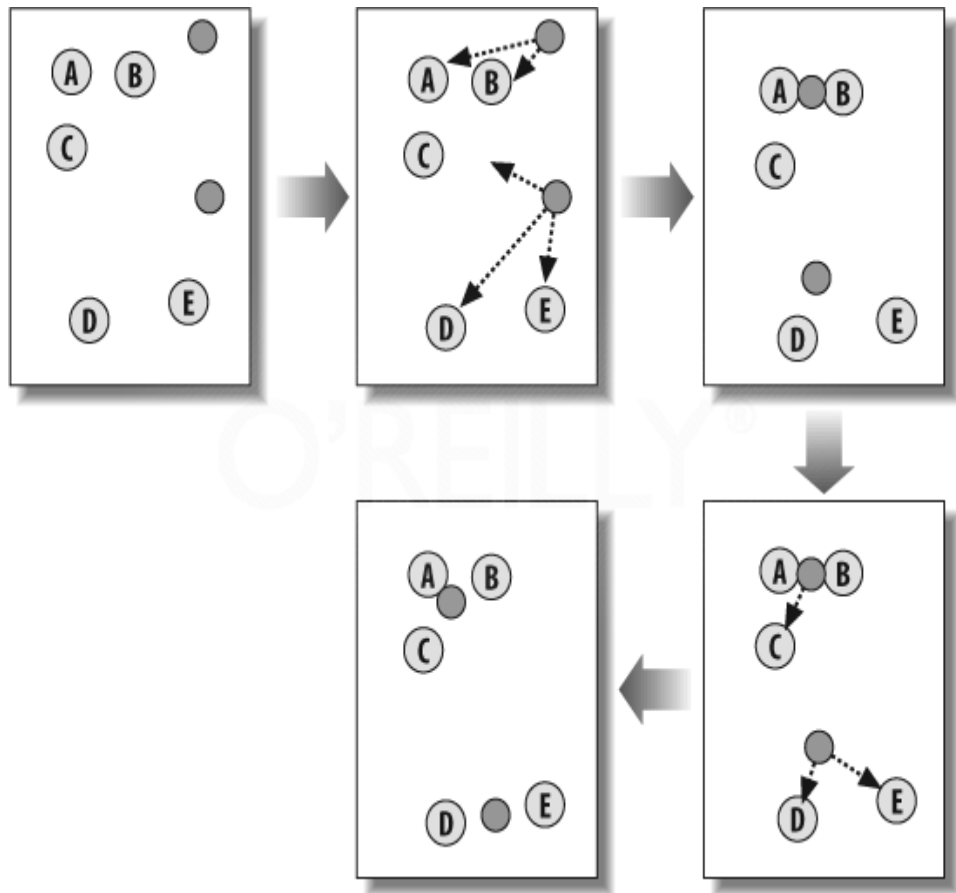
### 7.1 K-Ortalamlar Algoritması Tanımı

Eski bir kümeleme algoritması olan K-Ortalamlar 1967 yılında J.B. MacQueen tarafından geliştirilmiştir(Mucha, 2005). K-Ortalamlar'ın temel yapısı her verinin sadece bir kümeye ait olabilmesine izin vermesidir (Davidson, 2002). Bu sebeple, keskin bir kümeleme algoritmasıdır. Sinir ağlarından örüntü tanıma,



sınıflama analizi, yapay zekâya ve makine öğrenmesinden görüntü işleme kadar birçok alanda uygulamaktadır.

Merkez noktalar ana kümeyi temsil etmesi fikrine dayalı bir metottur (Mercer, 2003). K-Ortalamlar algoritması n tane nesneyi k tane kümeye böler. İlk giriş parametresi olarak k küme sayısının verilmesi gereklidir. Kümeler arası benzerliğin düşük fakat küme içi benzerliğin yüksek olması amaçlanır. Küme benzerliği kümenin sahip olduğu nesnelerin ortalama değeri ile ölçülmektedir. Bu ölçülen ortalama değer de kümenin ağırlık merkezidir (Everts, 2006). K-Ortalamlar algoritmasının adımlarına göre ilk önce her bir kümenin merkezini temsil etmek için k tane nesne seçilir. Seçilen nesnelerin dışında kalan nesnelerin küme merkezine olan uzaklıkları dikkate alınarak benzerlik sağladıkları kümelere dahil edilirler. Her bir kümenin ortalama değerleri hesaplanarak yeni küme merkezleri elde edilir. Tekrar küme nesnelere yeni küme merkezlerine olan uzaklıkları hesaplanır. En yaygın olarak kullanılan uzaklık formülü Öklid uzaklığıdır.



Şekil 7.1 K-Ortalamlar algoritması ile kümeleme akış diyagramı

K-Ortalamlar algoritması Şekil 7.1’ de görüldüğü gibi bir yol izleyerek aşağıdaki adımlarla gerçekleştirilir.

**Adım 1:**Veri kümesi k adet alt kümeye ayrılır.

**Adım 2:**Ayrılmış bu k adet küme için küme merkezleri belirlenir. Bu işlem için kümeye ait nesnelere arasından k tane rastgele nokta seçilir ya da farklı olarak tüm nesnelere ortalaması ile de küme merkezleri belirlenebilir.

**Adım 3:**Her bir verinin bu rastgele belirlenen küme merkez noktalarına yakınlığı Öklid benzerliği ile hesaplanır. Her veri kendisine en yakın kümeye dahil edilir.

**Adım 4:**Elde edilen küme merkezleri o kümedeki tüm nesnelere ortalaması ile değışiklik gösterir.

**Adım 5:**Merkez noktalar kararlı hale gelinceye (değişmeyinceye) kadar 3. ve 4. adımlar tekrarlanır.

K-Ortalamlar algoritmasında hata oranının hesaplanması Hata Kareler Toplamı (HKT) kriterine göre bulunmaktadır. En düşük HKT değerine sahip kümeler en iyi şekilde kümelenebilmiş kümelerdir. HKT Eşitlik 7.1’e göre hesaplanır (Han ve diğ. 2001).

$$HKT = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} dist^2(m_i, x) \quad (7.1)$$

$x$  :  $C_i$  kümesinde bulunan bir nesne,

$m_i$  :  $C_i$  kümesinin merkez noktası

Bu hesaplama sonucu k tane kümenin oldukça yoğun ve birbirinden farklı sonuçlanması hedeflenmektedir. Bu algoritma karesel hatayı azaltacak k parçayı belirlemeyi sağlar ( Han ve diğ. 2001).

## 7.2 Bulanık Kümeleme Yaklaşımları

Bulanık kümeleme yöntemi ikiye ayrılabilir. İlki bulanık ilişkileri diğeri ise amaç fonksiyonu kullanır. Bulanık ilişkileri kullanan yöntem bireylerin arasındaki ilişkiyel yapıdan faydalanırken, amaç fonksiyonu kullanan yöntem bireylerin arasındaki farklılıkları ve bu farkların derecesini ifade eden metodu kullanır.

Amaç fonksiyonuna dayalı algoritmalar kümeleme problemini optimizasyon problemi şekline dönüştürür. Küme içindeki benzemezliği ölçmek için amaç fonksiyonlarından yararlanır. Amaç fonksiyonu minimize edilerek en iyi bölüme gerçekleştirilir. Bu algoritmanın kullanımı küme sayısının ve prototiplerinin nasıl olacağına başta bilinmesine bağlıdır. Kümeleme sürecinin başlangıç değerleri oldukça duyarlıdır (Güler.2006).

Bulanık kümeleme yöntemleri, diğer kümeleme yöntemlerinden bir yönü ile farklılık sağlar. Diğer kümeleme yönteminin diğer kümeleme yöntemlerinden farkı aitlik derecesi 1 veya 0 yerine eldeki tüm kümelere bir üyelik derecesi ile aitlik göstermektedir. Bu üyelik dereceleri 0 ile 1 arasında değerler almaktadır. Örneğin üyelik derecesi  $u_{ij}$   $i = 1, 4, \dots, n$   $j = 1, 4, \dots, c$  olur ise

$$U_{ij} > 0 \text{ "i ve "j için} \quad (7.2)$$

$$\sum_{j=1}^c u_{ij} = 1 \quad (7.3)$$

şeklinde ifade edilir. Eşitlikte c küme sayısıdır ve işlem boyunca değişmez. Ama c'nin en iyi değer veren küme değeri bulunmalıdır.

Diğer kümeleme yöntemlerinden farklılıkları bulunsa da benzerlikleri de bulunmaktadır. Bulanık kümelemede uzaklık ölçümlerine dayanan bir yöntemdir. Bu uzaklık ölçümleri Öklid ve Mahalanobis'dir. Bu uzaklık ölçümlerinden hangisinin tercih edileceği küme yapısı ve kullanılan algoritmaya bağlı olarak değişiklik gösterir. Bulanık kümeleme yönteminin kullanışlı birkaç özelliği vardır. Bunlar;

- Yorumlanması açısından kullanışlı olan üyelik değerlerinin belirlenmesini sağlar.
- Uzaklık değeri kullanım açısından esneklik sağlar.
- Üyelik değerlerinin birkaçı bilindiği takdirde sayısal optimizasyon ile birleştirilir (Naes ve diğ. 1999).

Bulanık kümeleme algoritmasının en büyük avantajı veri hakkında daha açık ve anlaşılır bilgiler vermesidir. Yöntemin dezavantajı ise önceden küme sayısının belirlenmesine ihtiyaç duyulmasıdır. Bir başka dezavantajı isminden de anlaşılacağı gibi bulanık kümeleme karmaşıktır. Daha fazla belirsizlik durumunda bu kümeleme yönteminden yararlanılmaktadır.

### 7.3 Geleneksel Bulanık Kümeleme Algoritması

Bulanık kümeleme algoritmaları daha çok amaç fonksiyonuna dayanmaktadır. Bu algoritma en iyi bölümlenmeyi elde etmek için amaç fonksiyonunu minimize eder. Her kümeyi bu kümenin prototipi temsil eder. Kümenin prototipi kümenin şekli, merkezi ve boyutları gibi bazı bilgiler barındırmaktadır. Verilen nesnenin hangi kümeye gireceğini gösteren üyelik derecesi küme merkezi ile nesnenin arasındaki uzaklığın hesabı ile belirlenir. Veri noktası hangi küme merkezine yakın ise o kümeye olan üyelik derecesi daha büyüktür. Veri noktalarının küme merkezleri arasındaki uzaklığı minimum ve üyelik derecelerini maksimum yaparak veri seti c tane kümeye bölünebilir. Bu prensipleri içeren birkaç kümeleme algoritması vardır.

#### 7.3.1 Bulanık C-Ortalamlar Algoritması Genel Tanımı

Bulanık C-Ortalamlar(BCO) (fuzzy c-means) algoritması, bulanık kümeleme tekniklerinden en sık kullanılanıdır. İlk Duda ve HartHard tarafından Cluster Partition'ı hesaplamıştır (Duda ve diğ. 1973). Dunn 1974 tarihinde bir verinin birden çok kümeye üyelik göstermesini sağlayarak bulanık versiyonunu gerçekleştirmişlerdir. Daha sonrada Bezdek bulanıklı indeksi (m) işin içine katmıştır ve algoritmaya son hali verilmiştir. Bu yöntem ile eşitlik 7.4'deki amaç fonksiyonunu minimumlaştırılmasına dayalıdır.

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij} \|x_i - c_j\|^2 \quad 1 \leq m \leq \infty \quad (7.4)$$

Buradan m 1'den büyük herhangi bir reel sayıdır.  $x_i$  ,i numaralı ve d boyutlu veridir.  $c_j$ , d boyutlu küme merkezidir.  $u_{ij}$  ise  $x_i$  verisinin j kümesine üyelik derecesidir.  $\|x_i - c_j\|^2$  ise herhangi bir veri ile küme merkezi arasındaki benzerliğin bir ölçümüdür.  $u_{ij}$  üyeliklerinin ve  $c_j$  küme merkezlerinin Eşitlik 7.5'deki gibi güncellenmesi yolu ile Eşitlik 7.6'deki amaç fonksiyonu tekrarlı bir biçimde en iyi şekle getirilir ve böylece bulanık bölümlenme gerçekleştirilmiş olur.

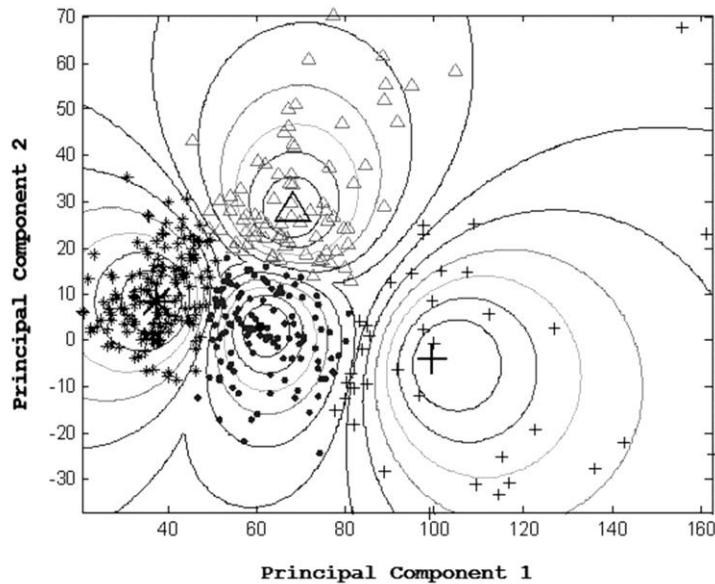
$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left( \frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (7.5)$$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m \cdot x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \quad (7.6)$$

Ayrıca  $\max_{i,j} \left\{ |u_{ij}^{(k+1)} - u_{ij}^{(k)}| \right\} < \varepsilon$  denklemi sağlanınca döngü duracaktır.

Burada k tekrar sayısı ve  $\varepsilon$  değeri ise 0 ile 1 arasında değer alan bir sonlandırma elemanıdır.

BCO algoritması, kümelerin boyutlarının farklı olması ve yoğunluklarının da değişik olduğu durumlarda iyi sonuçlar verememektedir. Ayrıca boyutları küçük olan kümelerin de teşhis edilmesi oldukça zordur. Bu şekilde sorun çıkaran kümelerin çözümlenmesi problemini çözmek için, Gustafson-Kessel, Bulanık C-Hatlar gibi bir takım algoritmalar geliştirilmiştir (Zhang, 2005).



Şekil 7.2 Bulanık C-Ortalamalar algoritmasına göre küme oluşumu

Bulanık c- ortalamalar algoritmasının basamakları şu şekilde ilerlemektedir.

**Adım 1:**  $U=[u_{ij}]$  matrisinin başlangıç değerlerini atanır,  $U(0)$  ( U üyelik değerlerini sağlayacak rastgele değerler atanır).

**Adım 2:**  $U(k)$  ile  $C(k)=[c_j]$  küme merkezleri formül 7.6'ye göre hesaplanır.

**Adım 3:**  $U(k)$  ,  $U(k+1)$  olarak Formül 7.5'e göre güncellenir.

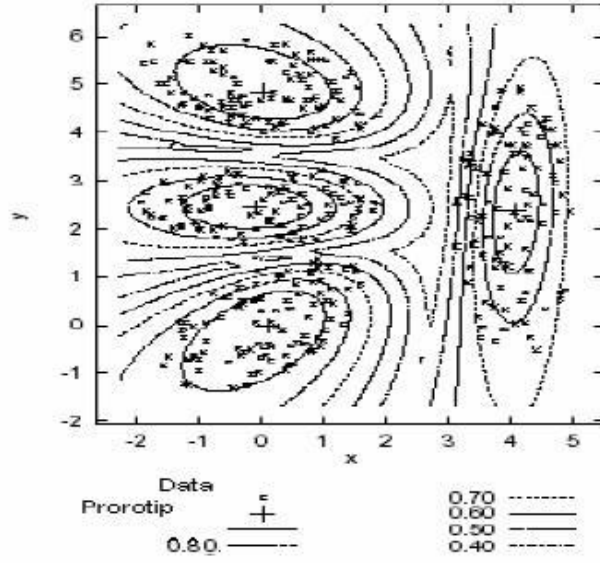
**Adım 4:** Eğer  $\|U(k+1) - U(k)\| < \epsilon$  ise durur, değil ise 2. adıma döner

BCO, küme merkezlerini ve her veri noktası için bulunan üyelik derecelerini iteratif olarak güncellemekle, küme merkezlerini veri seti içinde doğru yerlere yerleştirir.

BCO algoritması basamakları gerçekleştirildikten sonra hangi bireyin hangi kümeye dahil olacağına karar vermek için üyelik derecelerine bakılır. Her bir birey her kümeye belirli bir üyelik derecesi ile girer fakat en yüksek üyelik derecesini aldığı küme onun asıl kümesini oluşturur. BCO algoritması en başta seçilen rastgele değerler üzerinden işlem yapması bazı durumlarda sorunlar çıkarmaktadır. Bu nedenle BCO algoritması geliştirilerek başka algoritmalar elde edilmiştir.

### 7.3.2 Gustafson-Kessel Algoritması

Bu algoritma küresel kümeler yerine, elipsoidal olan kümeleri belirlemek için kullanılan bir kümeleme algoritmasıdır. Bu algoritma BCO algoritmasına ek olarak, küme merkezlerine her bir küme pozitif ve simetrik tanımlı bir A matrisi vardır. Bu matris her bir küme için  $\|x\|_A = \sqrt{x^T A x}$  sebep olmaktadır. Burada önemli nokta matrisler isteğe göre seçilir ise uzaklıklar küçük çıkabilir. Bu algorithmada küme biçimleri değişken olsa da küme büyüklükleri değişken değildir. Şekil 7.3'de görüldüğü üzere GKO algoritmasının dönüştürülmüş uzaklığı elipsoidal yapılarla rahatça uyum sağlayabilmektedir (Güler, 2006).



Şekil 7.3 Gustafson-Kessel algoritmasına göre küme oluşumu

### 7.3.3 Gath-Geva Algoritması

Gath-Geva algoritması, Gustafson-Kessel algoritmasının geliştirilmiş bir biçimidir. Bu algoritmada küme yoğunluğu ve boyutu önemlidir. Bu yaklaşım, amaç fonksiyonu optimize etmeye dayanmaz. Gath-Geva algoritması, maksimum olasılık tahmin edicisinin bulanıklaştırılmasından elde edilen deneye bağlı bir metottür. Temel amacı, veri noktalarının p-boyutlu normal dağıldığını varsaymaktır (Güler, 2006).

## 8. DENEYLER VE SONUÇLARI

### 8.1 Ön İşlemler ve Öznitelik Vektörünün Çıkarılması

Çalışmada kullanılan yüz verileri Yale Veritabanından (Yale 2010) elde edilmiştir .png formatındadır. Veritabanındaki resimler bir takım ön işlemlerden geçmiştir. Öğrenme tabanlı ön işlem tekniği ile yüz olan ve yüz olmayan veriler ayrılmıştır. Renkli olan görüntüler siyah beyaz formata dönüştürülerek öznitelik vektör çıkarımı aşamasına getirilmiştir. Veritabanı 50 kişiye ait 10'ar adet farklı poz içermektedir. Her bir resmin boyutu 40 x 40'lık piksellerden oluşmaktadır. Elde edilen görüntüler Şekil 8.1'deki gibidir.



Şekil 8.1 Deney setinde kullanılacak yüz resimleri

Yüz görüntülerinin 40 x 40 piksellik görüntülerin sayısallaştırılması yani matrislere dönüştürülmesi Matlab programında gerçekleştirilmiştir. Resimler “imread” komutu ile okuma işlemi tamamlandıktan sonra oluşan matris Tablo 8.1'deki gibidir.



Tablo 8.1 40 x40'lık bir resme ait gri seviyeli veri matrisi

65	172	200	211	225	224	240	239	236
92	182	231	238	238	237	238	239	242
117	215	218	238	231	217	228	223	236
147	240	231	226	205	196	217	223	234
154	239	223	208	163	150	163	172	161
179	239	219	170	145	126	94	79	72
200	236	191	137	122	110	127	133	138
210	233	154	131	142	184	223	237	231
224	235	185	187	219	230	240	237	212
236	240	238	239	246	242	240	208	95
240	241	240	243	237	212	184	155	168
239	241	243	245	231	181	158	207	222
240	241	245	245	236	208	196	203	178
240	241	244	244	240	239	236	227	215
241	239	242	241	240	243	244	246	240
241	240	240	238	235	240	242	243	242
241	240	241	238	236	240	241	241	244
241	241	240	240	240	238	240	242	243
243	243	243	243	241	242	243	236	234

Gri seviyeye dönüştürülmüş bir resme ait matris 0 ile 255 değeri arasındadır. 40 x 40 boyutundaki bir matrisin sınıflandırma ve kümeleme algoritmalarına giriş verisi verilmesi doğru sonuçlar vermeyebilir. Bu sebepten ötürü görüntülerin öznitelik vektörlerinin çıkarılması gerekmektedir. Matlab programında Ayrık Dalgacık Dönüşümünün yaklaşımına göre yüksek frekanslar için dar, düşük frekanslar için ise geniş pencere boyutları uygulanarak tüm frekans aralıklarında en iyi zaman-frekans çözünürlüğü sağlanmış, verinin boyutu minimum kayıp ile 20 x 20'ye düşürülmüştür.

Tablo 8.2 ADD uygulanmış 20 x 20 boyutundaki veri

255,5	440	462	478	475,5
359,5	456,5	424,5	445,5	469,5
405,5	410	292	254	221
439,5	306,5	279	360	378,5
467,5	424,5	468,5	462,5	269
480,5	485,5	430,5	352	278,5
481	489	461,5	431	351
480,5	480,5	479	487,5	479,5
481,5	479,5	477	482	484,5
483	487	486	481	467,5

ADD uygulanan görüntüler maksimum değerine bölünerek normalize edilmiştir. Normalizasyon işlemi Matlab programında gerçekleştirilmiştir. Normalize edilen verilerin bir kısmı Tablo 8.3' de görülmektedir.

Tablo 8.3 ADD uygulanmış 20 x 20 boyutundaki normalize edilmiş veri

0,50098	0,862745	0,905882	0,937255	0,932353
0,704902	0,895098	0,832353	0,873529	0,920588
0,795098	0,803922	0,572549	0,498039	0,433333
0,861765	0,60098	0,547059	0,705882	0,742157
0,916667	0,832353	0,918627	0,906863	0,527451
0,942157	0,951961	0,844118	0,690196	0,546078
0,943137	0,958824	0,904902	0,845098	0,688235
0,942157	0,942157	0,939216	0,955882	0,940196
0,944118	0,940196	0,935294	0,945098	0,95
0,947059	0,954902	0,952941	0,943137	0,916667

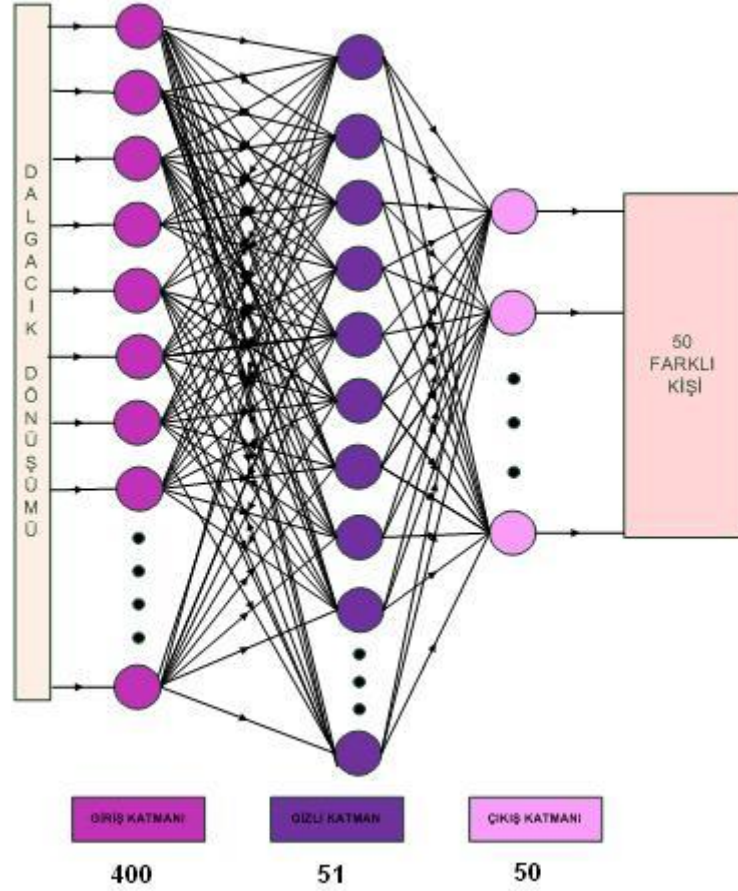
ADD uygulanmış veriler 0 ile 1 değerleri arasına normalize edilmiştir. Sistemlere eğitim verisi olarak verilecek öznitelik vektörü ADD uygulanmış, 0 ile 1 arasında değerlere normalize edilmiş 400 boyutlu veriden oluşmaktadır.

## 8.2 Yapay Sinir Ağları ve Kümelemeye Dayalı Sınıflandırmayla Yüz Tanıma

Bu tez çalışmasında elde edilen öznitelik vektör verileri kullanarak üç çeşit sınıflandırma ile yüz tanıma işlemi yapılmıştır. Bunlar sırası ile; Yapay Sinir Ağlarıyla sınıflandırma, K-Ortalamlar algoritması ve Bulanık C-Ortalamlar algoritmasına dayalı sınıflandırmadır.

### 8.2.1 Yapay Sinir Ağ Sınıflandırmasıyla Yüz Tanıma

Yale yüz veritabanından alınmış 500 tane 40 X 40 boyutundaki yüz görüntüleri ADD yöntemi ile 20 X 20'lik öznitelik vektörleri elde edilmiştir. Bu verilerden her bir kişi için sekizer olmak üzere 400 öznitelik vektöründen eğitim seti oluşturulmuş ve giriş verisi olarak Yapay Sinir Ağlarına verilmiştir. Çıkış olarak 50 farkı sınıf elde edilmiştir. Şekil 8.2' de Yapay Sinir Ağlarındaki kullanılan MLP modeli görülmektedir.



Şekil 8.2 MLP modeli

Hatanın geriye yayılımı algoritması ile eğitim işlemi gerçekleştirilmektedir. Yapay Sinir Ağları ile sınıflandırma için C# dilinde bir program hazırlanmıştır. Bir kişiye ait olan 10 pozun 8 tanesi eğitim verisi, 2 tanesi test verisi olarak kullanılmıştır.

Tablo 8.4 YSA öğrenme oranı ve momentum katsayısı

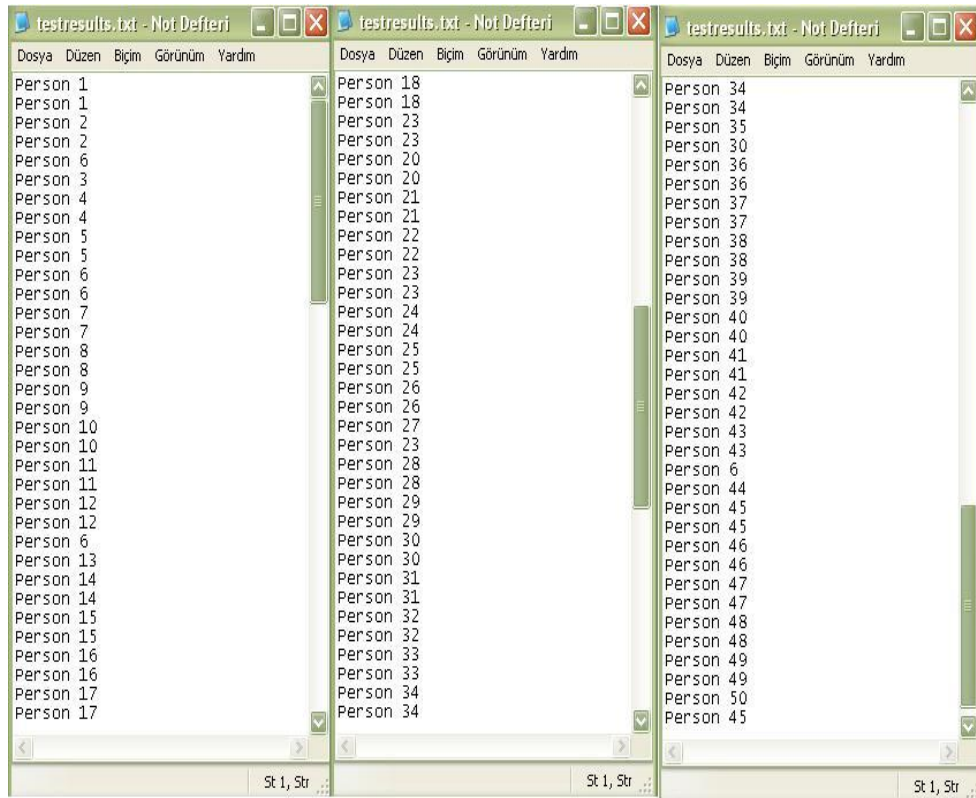
<b>Öğrenme Oranı</b>	<b>0,9</b>
<b>Momentum Katsayısı</b>	<b>0,1</b>

Tablo 8.4'de programda kullanılmış olan öğrenme oranı ve momentum katsayısı gösterilmektedir. İterasyon sayısı elle değiştirilerek farklı iterasyondaki alınan sonuçlar görülebilmektedir. Giriş ve çıkış katmanlarındaki nöron sayısı belirlendikten sonra gizli katmandaki nöron sayısı çıkış katmanındaki nöron sayısının

bir fazlası seçilmiştir. Bu çalışmada 1000, 2000 ve 3000 iterasyon değerlerinde çalıştırıldı ve elde edilen sonuçlar içerisinde en iyisi 2000 iterasyonda çıkan sonuçlardır.

Program, çıkış test verilerinin hangi sınıfa yerleştirildiğini bir not defterine yazarak sunmaktadır. Bir başka not defterinde de 100 adet test verisinin hangi oran ile o sınıfa dahil edildiği bilgisi tutulmaktadır.

Şekil 8.3’de 2000 iterasyon sonrasında 100 adet test verisinin sınıflandırılma sonuçları gösterilmektedir. İlk iki test verisi doğru bir biçimde Person 1 isimli sınıfa sonraki iki test verisinin de Person 2 isimli sınıfa yerleştirilmiştir. Arada bazı sınıfların belirlenmesinde hatalar oluşmuştur. Örneğin 13.kişiye ait verilerden bir tanesinin sınıflandırmasını doğru yaparken diğer veriyi Person 6 isimli sınıfa dahil edilmiştir. Yapay Sınır Ağlarının hata oranı da bu hatalı yerleştirilen veriler ile hesaplanmıştır.

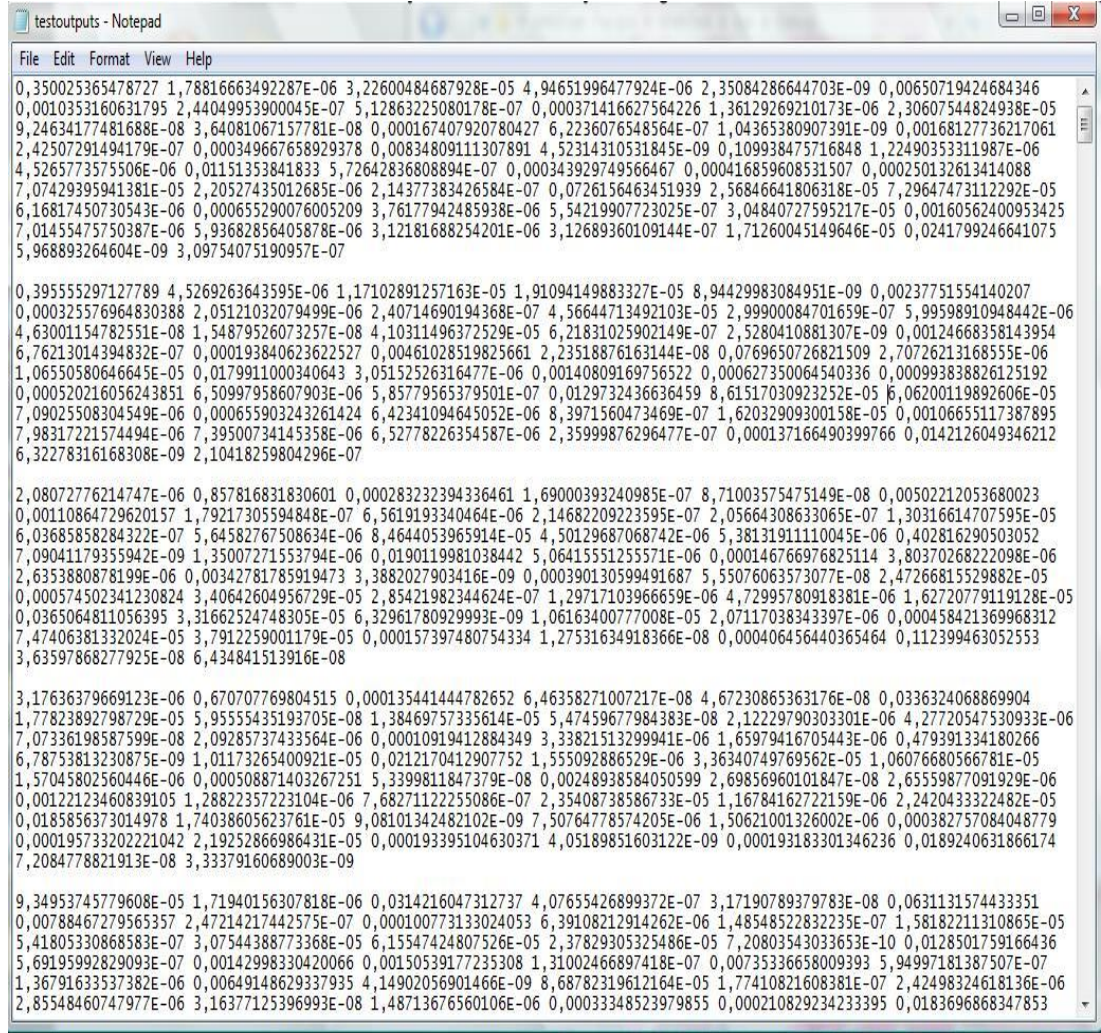


Şekil 8.3: Yapay Sınır Ağ yöntemi ile test verilerinin sınıflandırma sonuçları

Şekil 8.4’te 100 adet test verisinin hangi sınıfa hangi oran ile girdiği bilgisinin tutulduğu program çıktısı görülmektedir. Örneğin 1 sınıfımıza ilk verimiz



0.350 oranında girmişken 2.sınıfa 0,0000017 oranı ile dahil edilmiştir. 0.000032 ile 3.sınıfa girmiştir. Maksimum oran değerlerine göre test verisi dahil edilebilir. Şekil 8.4'den de anlaşılacağı gibi ilk test verisinin 1.sınıfa dahil edilir.



Şekil 8.4 : YSA'da test verilerinin sınıflara aitlik oranı

100 adet test verisinin Şekil 8.4 deki sınıflara aitlik durumuna göre doğruluk oranı hesaplanmıştır. Verilerin 92 tanesi doğru sınıflandırılırken 8 tanesi yanlış sınıflandırılmıştır. Böylece Yapay Sinir Ağ sınıflandırması algoritması ile elde edilen doğruluk oranı % 92'dir.

## 8.2.2 K-Ortalamlar Algoritması ile Yüz Verilerinin Sınıflandırılması

Bu sınıflandırma algoritmasında da Yapay Sinir Ağlarında olduğu gibi 500 tane yüz görüntüsü kullanılmıştır. Bir kişiye ait 10 farklı pozdan 8 tanesi eğitim, 2

tanisi test için ayrılmıştır. Bu veri ayrımı işlemin sonucunda 400 adedi eğitim, 100 adet test elde edilmiştir. Giriş verisi olarak 400 adet öznitelik vektör verisi K-Ortalamlar algoritması içinde geçerli bir giriş verisidir. K-Ortalamlar algoritması Tanagra programından yararlanılarak geliştirtmiştir. Eğitim aşamasında 400 tane veri(öznitelik vektörü) eşitlik 7.1'e göre toplam kişi sayısı olan 50 tane kümeye ayrılmıştır. Klasik kümeleme yapıldığından fiilen bir sınıflandırma gerçekleştirilir ve kümelerin (sınıfların) centroid değeri belirlenir. Test aşamasında ise bilinmeyen resimlerin tanınması için 100 tane test veri (öznitelik vektörü) seti ile elde edilen küme (sınıf) merkezi (centroid) değerleri arasındaki minimum yakınlık (Öklid uzaklığı) derecesi esas alınır.

Bu algoritma ile eğitim aşamandan sonraki kümeleme sonuçları Şekil 8.5'de verilmiştir.

#### Cluster size and WSS

Clusters	50		
Cluster	Description	Size	WSS
cluster n°1	c_kmeans_1	2	63,1846
cluster n°2	c_kmeans_2	10	1102,0215
cluster n°3	c_kmeans_3	7	216,3301
cluster n°4	c_kmeans_4	4	124,1915
cluster n°5	c_kmeans_5	7	188,8129
cluster n°6	c_kmeans_6	2	47,0000
cluster n°7	c_kmeans_7	13	440,6523
cluster n°8	c_kmeans_8	30	1337,0045
cluster n°9	c_kmeans_9	12	622,3907
cluster n°10	c_kmeans_10	12	721,0419
cluster n°11	c_kmeans_11	13	551,0881
cluster n°12	c_kmeans_12	6	925,5728
cluster n°13	c_kmeans_13	4	341,8419
cluster n°14	c_kmeans_14	10	287,0610
cluster n°15	c_kmeans_15	5	231,9851
cluster n°16	c_kmeans_16	17	606,8741
cluster n°17	c_kmeans_17	7	330,7458
cluster n°18	c_kmeans_18	8	223,8962
cluster n°19	c_kmeans_19	22	1451,5618
cluster n°20	c_kmeans_20	7	782,8643
cluster n°21	c_kmeans_21	2	56,7236
cluster n°22	c_kmeans_22	34	2780,4748
cluster n°23	c_kmeans_23	6	516,4175
cluster n°24	c_kmeans_24	13	777,5011
cluster n°25	c_kmeans_25	1	0,0000
cluster n°26	c_kmeans_26	4	78,4429
cluster n°27	c_kmeans_27	4	214,3103
cluster n°28	c_kmeans_28	4	213,2056
cluster n°29	c_kmeans_29	16	839,9123
cluster n°30	c_kmeans_30	11	679,2897
cluster n°31	c_kmeans_31	8	582,4199
cluster n°32	c_kmeans_32	8	418,0552
cluster n°33	c_kmeans_33	1	0,0000
cluster n°34	c_kmeans_34	4	193,8538
cluster n°35	c_kmeans_35	17	1091,5543
cluster n°36	c_kmeans_36	8	400,1657
cluster n°37	c_kmeans_37	9	467,5616
cluster n°38	c_kmeans_38	13	638,8219
cluster n°39	c_kmeans_39	12	423,4420
cluster n°40	c_kmeans_40	4	118,5469
cluster n°41	c_kmeans_41	7	314,5112
cluster n°42	c_kmeans_42	19	1250,1338
cluster n°43	c_kmeans_43	10	354,0302
cluster n°44	c_kmeans_44	26	1092,5328
cluster n°45	c_kmeans_45	16	1105,6480
cluster n°46	c_kmeans_46	8	337,8819
cluster n°47	c_kmeans_47	9	744,9195
cluster n°48	c_kmeans_48	13	771,7827
cluster n°49	c_kmeans_49	6	326,3409
cluster n°50	c_kmeans_50	8	298,0591

Şekil 8.5 K-Ortalamlar algoritmasıyla eğitim verileri kümeleme sonuçları

Cluster n°1 den Cluster n°50 ye kadar kümeler oluşturulmuştur. Oluşturulan 50 adet kümeye yerleştirilen veri sayıları **Size** kısmında görülmektedir. Tüm tablo incelendiğinde 1 nolu sınıfa 2 adet 2 nolu sınıfa 10 adet veri yerleştirebilmiştir.

Sistemin çalışmasına göre 2 nolu sınıfta iyi bir kümeleme yapılmışken 8 nolu sınıfa bakılacak olunursa 30 kişiyi bir sınıfa dahil ederek kötü bir kümeleme gerçekleştirilmiştir. Eğitim aşamasında oluşturulan 50 adet kümeye giren veri sayılarında sapmalar olduğu için Tanagra programında test aşamasına geçilememiştir. 400 tane verinin 152 tanesi yanlış kümelerin elemanları olmuşlardır. Bu durum göre sistemin doğruluk oranı hesaplanamamıştır. Fakat eğitim aşaması için doğru kümelere yerleştirme oranı %68 olarak elde edilmiştir.

### **8.2.3 Bulanık C-Ortalamlar Algoritması ile Yüz Verilerinin Sınıflandırılması**

Bulanık C-Ortalamlar algoritması ile 50 farklı kişiye ait ve her bir kişinin 10'ar pozunu bulunan toplamda 500 tane görüntü verisi içeren veri setinin sınıflandırılması gerçekleştirilmiştir. 20 x 20'lik özellik vektörlerine sahip bu 500 tane görüntü eğitim ve test verisi olmak üzere ikiye ayrılmıştır. 500 tane görüntünün bir kişiye ait 10 görüntüden 8 tanesi eğitim, 2 tanesi test için ayrılarak toplamda 400 eğitim ve 100 tane de test verisi oluşturulmuştur.

Bulanık C-Ortalamlar algoritmasının birinci adımı olan her kümeye ait merkez değerlerinin hesaplanması işlemi bir kişiye ait 8 eğitim verisinin içinden rastgele seçilmesi ile gerçekleştirilmektedir. İkinci adımdaki Eşitlik 7.6'ya göre yeni küme merkezleri belirlenir, yeni küme merkezine göre üyelik dereceleri güncellenir ve maksimum üyelik derecesi her iterasyon sonucu elde edilir. Eksik iterasyon yaparak yanlış sonuçlar üretmemesi için 400 iterasyon belirlenmiştir. Sistem kararlı hale geldiği ( $\epsilon$  değeri sıfıra yaklaştığı) zaman sistem iterasyonu sonlandırmaktadır.

Test aşamasında 100 adet her bir verinin eğitim sonucunda elde edilen küme merkez (centroid) değerlerine olan Öklid uzaklıkları hesaplanarak minimum uzaklık değeri belirlenir. Minimum uzaklık değeri ile verinin hangi sınıfa (kümeye) dahil edileceği yani yüz tanınmış olur. C# programı ile geliştirilmiş Bulanık C-Ortalamlar algoritması ile test verilerinin kümeleme sonuçları ve onların dahil oldukları küme merkezlerine minimum uzaklık değerleri Şekil 8.6'de bir ekran görüntüsü olarak verilmiştir.



```

Index:1 Found Cluster:1 Known Cluster:1 Minimum Distance:4,69960638839552
Index:2 Found Cluster:1 Known Cluster:1 Minimum Distance:6,35324461254895
Index:3 Found Cluster:2 Known Cluster:2 Minimum Distance:4,8727990429265
Index:4 Found Cluster:2 Known Cluster:2 Minimum Distance:6,31119760526634
Index:5 Found Cluster:3 Known Cluster:3 Minimum Distance:4,98609115038565
Index:6 Found Cluster:3 Known Cluster:3 Minimum Distance:6,0972028420852
Index:7 Found Cluster:4 Known Cluster:4 Minimum Distance:4,44296020438364
Index:8 Found Cluster:4 Known Cluster:4 Minimum Distance:4,99073557077129
Index:9 Found Cluster:5 Known Cluster:5 Minimum Distance:4,23091494544127
Index:10 Found Cluster:5 Known Cluster:5 Minimum Distance:3,97901355140276
Index:11 Found Cluster:6 Known Cluster:6 Minimum Distance:5,26704621109384
Index:12 Found Cluster:6 Known Cluster:6 Minimum Distance:6,54925985460161
Index:13 Found Cluster:7 Known Cluster:7 Minimum Distance:4,48226507270791
Index:14 Found Cluster:7 Known Cluster:7 Minimum Distance:5,17641619976069
Index:15 Found Cluster:8 Known Cluster:8 Minimum Distance:4,47691890267832
Index:16 Found Cluster:8 Known Cluster:8 Minimum Distance:4,88986947783755
Index:17 Found Cluster:9 Known Cluster:9 Minimum Distance:5,194666841185
Index:18 Found Cluster:9 Known Cluster:9 Minimum Distance:6,47674196703629
Index:19 Found Cluster:10 Known Cluster:10 Minimum Distance:4,73708265105347
Index:20 Found Cluster:10 Known Cluster:10 Minimum Distance:6,15615378144151
Index:21 Found Cluster:11 Known Cluster:11 Minimum Distance:4,6453489397808
Index:22 Found Cluster:29 Known Cluster:11 Minimum Distance:5,52491001654022
Index:23 Found Cluster:12 Known Cluster:12 Minimum Distance:5,0231444425052
Index:24 Found Cluster:12 Known Cluster:12 Minimum Distance:6,32449153640246
Index:25 Found Cluster:13 Known Cluster:13 Minimum Distance:4,52772988504571
Index:26 Found Cluster:13 Known Cluster:13 Minimum Distance:4,29669128812647
Index:27 Found Cluster:14 Known Cluster:14 Minimum Distance:4,75800340246168
Index:28 Found Cluster:14 Known Cluster:14 Minimum Distance:5,66789617854477
Index:29 Found Cluster:15 Known Cluster:15 Minimum Distance:4,67228590986332
Index:30 Found Cluster:15 Known Cluster:15 Minimum Distance:5,51399786436203
Index:31 Found Cluster:16 Known Cluster:16 Minimum Distance:5,08230862470239
Index:32 Found Cluster:16 Known Cluster:16 Minimum Distance:6,1346640807298
Index:33 Found Cluster:17 Known Cluster:17 Minimum Distance:4,71177822917643
Index:34 Found Cluster:17 Known Cluster:17 Minimum Distance:4,96654559471228
Index:35 Found Cluster:18 Known Cluster:18 Minimum Distance:5,45491394194978
Index:36 Found Cluster:18 Known Cluster:18 Minimum Distance:6,82283350913277
Index:37 Found Cluster:19 Known Cluster:19 Minimum Distance:4,42307672935557
Index:38 Found Cluster:19 Known Cluster:19 Minimum Distance:5,48827117347689
Index:39 Found Cluster:20 Known Cluster:20 Minimum Distance:5,12709910679448
Index:40 Found Cluster:20 Known Cluster:20 Minimum Distance:6,61023909646165
Index:41 Found Cluster:21 Known Cluster:21 Minimum Distance:5,0523600480992
Index:42 Found Cluster:21 Known Cluster:21 Minimum Distance:6,55551952745237
Index:43 Found Cluster:22 Known Cluster:22 Minimum Distance:4,23799176278778
Index:44 Found Cluster:22 Known Cluster:22 Minimum Distance:5,10162450561821
Index:45 Found Cluster:23 Known Cluster:23 Minimum Distance:5,28526193627204
Index:46 Found Cluster:23 Known Cluster:23 Minimum Distance:7,11734118393291
Index:47 Found Cluster:24 Known Cluster:24 Minimum Distance:5,09223459433601
Index:48 Found Cluster:24 Known Cluster:24 Minimum Distance:4,63140741496033
Index:49 Found Cluster:25 Known Cluster:25 Minimum Distance:4,41399216997452
Index:50 Found Cluster:25 Known Cluster:25 Minimum Distance:4,18406085645293
Index:51 Found Cluster:13 Known Cluster:26 Minimum Distance:5,42720981667331
Index:52 Found Cluster:26 Known Cluster:26 Minimum Distance:6,82716413387639
Index:53 Found Cluster:27 Known Cluster:27 Minimum Distance:4,44444355933889
Index:54 Found Cluster:27 Known Cluster:27 Minimum Distance:5,21649705478883

```



```

Index:55 Found Cluster:28 Known Cluster:28 Minimum Distance:5.08148978123803
Index:56 Found Cluster:28 Known Cluster:28 Minimum Distance:6.71983476527049
Index:57 Found Cluster:29 Known Cluster:29 Minimum Distance:5.31677642106743
Index:58 Found Cluster:29 Known Cluster:29 Minimum Distance:6.81680992694398
Index:59 Found Cluster:30 Known Cluster:30 Minimum Distance:5.10974006842069
Index:60 Found Cluster:30 Known Cluster:30 Minimum Distance:6.67578902776206
Index:61 Found Cluster:31 Known Cluster:31 Minimum Distance:4.9696914496991
Index:62 Found Cluster:31 Known Cluster:31 Minimum Distance:5.79211126038218
Index:63 Found Cluster:32 Known Cluster:32 Minimum Distance:4.20474327964132
Index:64 Found Cluster:32 Known Cluster:32 Minimum Distance:5.0607426947378
Index:65 Found Cluster:33 Known Cluster:33 Minimum Distance:5.13729992838761
Index:66 Found Cluster:33 Known Cluster:33 Minimum Distance:5.55351577580692
Index:67 Found Cluster:34 Known Cluster:34 Minimum Distance:5.19472296282459
Index:68 Found Cluster:34 Known Cluster:34 Minimum Distance:2.54176105261628
Index:69 Found Cluster:35 Known Cluster:35 Minimum Distance:4.93573068538796
Index:70 Found Cluster:35 Known Cluster:35 Minimum Distance:5.10457504460944
Index:71 Found Cluster:36 Known Cluster:36 Minimum Distance:4.51162727172693
Index:72 Found Cluster:36 Known Cluster:36 Minimum Distance:5.32429129357936
Index:73 Found Cluster:37 Known Cluster:37 Minimum Distance:5.17373403564174
Index:74 Found Cluster:37 Known Cluster:37 Minimum Distance:6.52381739832952
Index:75 Found Cluster:38 Known Cluster:38 Minimum Distance:4.72658472935328
Index:76 Found Cluster:38 Known Cluster:38 Minimum Distance:4.18407472468801
Index:77 Found Cluster:39 Known Cluster:39 Minimum Distance:4.5771350782234
Index:78 Found Cluster:39 Known Cluster:39 Minimum Distance:5.06724603377489
Index:79 Found Cluster:40 Known Cluster:40 Minimum Distance:4.91758183873008
Index:80 Found Cluster:40 Known Cluster:40 Minimum Distance:5.81835072606969
Index:81 Found Cluster:41 Known Cluster:41 Minimum Distance:5.11531918482188
Index:82 Found Cluster:41 Known Cluster:41 Minimum Distance:5.95804764880349
Index:83 Found Cluster:42 Known Cluster:42 Minimum Distance:5.00970874760942
Index:84 Found Cluster:42 Known Cluster:42 Minimum Distance:5.90918654271836
Index:85 Found Cluster:43 Known Cluster:43 Minimum Distance:4.89069835167826
Index:86 Found Cluster:43 Known Cluster:43 Minimum Distance:5.55194124555768
Index:87 Found Cluster:44 Known Cluster:44 Minimum Distance:5.01310241854114
Index:88 Found Cluster:44 Known Cluster:44 Minimum Distance:5.40184690190145
Index:89 Found Cluster:45 Known Cluster:45 Minimum Distance:6.77496961990612
Index:90 Found Cluster:45 Known Cluster:45 Minimum Distance:7.12691282978437
Index:91 Found Cluster:46 Known Cluster:46 Minimum Distance:4.59138931560254
Index:92 Found Cluster:46 Known Cluster:46 Minimum Distance:5.08242488308001
Index:93 Found Cluster:47 Known Cluster:47 Minimum Distance:4.93909109798193
Index:94 Found Cluster:47 Known Cluster:47 Minimum Distance:6.3750286536072
Index:95 Found Cluster:48 Known Cluster:48 Minimum Distance:5.1181826047051
Index:96 Found Cluster:48 Known Cluster:48 Minimum Distance:6.90417038772807
Index:97 Found Cluster:49 Known Cluster:49 Minimum Distance:4.62891799131223
Index:98 Found Cluster:49 Known Cluster:49 Minimum Distance:5.11326039506316
Index:99 Found Cluster:50 Known Cluster:50 Minimum Distance:4.4136259930834
Index:100 Found Cluster:50 Known Cluster:50 Minimum Distance:5.05254171295887

98% OF CLASSES ARE FOUND SUCCESSFULLY
PRESS ANY KEY TO STOP

```

Şekil 8.6 Bulanık C-Ortalamalar algoritmasının sonuçları ve minimum Öklid uzaklıkları

Şekil 8.6’de *Index:1* diye belirtilen yer 100 tane test verisinin birinci verisidir. *Found Cluster: 1*, test edildikten sonra verinin hangi kümeye girdiği bilgisidir. *Known Cluster: 1*, eğitim aşamasından sonra belirlenen küme merkezlerine göre *Index:1*’in 1.kümeyle ait olması gerektiği bilgisi. *Minimum Distance: 4,6996063* ,1 numaralı verinin küme merkezine olan minimum uzaklık değeridir.

Test işlemi sonucunda 100 tane verinin doğru sınıflandırılma oranı (doğruluk oranı) %98 olarak elde edilmiştir. Yani 100 test verisinin 98’i doğru kümelere,2 tanesi yanlış kümelere yerleştirildi.

### 8.3 Karşılaştırma

Tüm sınıflandırma yöntemlerinin 100 adet test verisine uygulanması sonucunda 50 adet sınıfa yerleştirilmesi yani 50 kişiye ait yüzlerin tanınması gerçekleştirilmiştir. Bunun sonucunda yüz tanımadaki doğruluk oranları Tablo 8.6'daki verilmiştir.

Tablo 8.5 Sınıflandırma yöntemlerinin göre tanıma işlemindeki başarı oranları

Sınıflandırma Yöntemleri	Başarı Oranları
Yapay Sinir Ağları	0,92
<b>Bulanık C-Ortalamalar</b>	<b>0,98</b>

K-Ortalamalar yöntemi ile sınıflandırma işlemi eğitim aşamasında iken iyi bir kümeleme yapmadığı için doğruluk oranı Tablo 8.5'ya eklenmemiştir. Sınıflandırma yöntemlerinin karşılaştırması sonucu en iyi yüz tanıma işlemi Bulanık C-Ortalamalar ile gerçekleştirildiği anlaşılmıştır. Nitekim 100 adet yüze ait test verisinden 98 tanesini doğru sınıflandırılarak %98'lik doğruluk oranı yakalanmıştır.

## 9. SONUÇLAR

Biyometrik tekniklerin günümüzde kazandığı önem gün geçtikçe artmaktadır. Bu da biyometrik tekniklerden yüz tanıma sistemleri geliştirmesinde önemli adımların atılmasında sebep olmuştur. Yüz tanıma sisteminin geliştirilmesi birkaç aşamadan oluşmaktadır. Yüz görüntülerinin ön işlemden geçirilerek elde edilmesi, elde edilmiş bu görüntülerin öznitelik vektörlerinin çıkarılması ve son olarak da sınıflandırma işlemi ile yüzün kime ait olduğunun belirlenmesi bu sistemin adımlarını oluşturmaktadır.

Bu tez çalışmasında farklı nesnelerin ve yüzlerin bulunduğu resimlerden sadece yüz olan bölgelerin belirlenmesi sonucunda 40 x 40'lık piksellerden oluşan 50 farklı kişiye ait 10'ar pozdan 500 adet yüz görüntüleri elde edilmiştir. 40 x 40'lık piksellerden oluşan görüntüler bir sınıflandırıcıya eğitim verisi olarak verilmeden önce Ayrık Dalgacık Dönüşümü uygulanmıştır. Ayrık Dalgacık Dönüşümü yöntemi ile görüntünün öznitelik vektörleri çıkarılmıştır ve 20 x 20'lik matrisler elde edilmiştir. 400 boyutlu olan öznitelik vektörü Yapay Sinir Ağı ve kümelemeye dayalı sınıflandırma yöntemlerinden K-Ortalamlar ve Bulanık C-Ortalamlar ile yüz tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir. Toplamda 400 eğitim ve 100 test verisi kullanılmıştır. Yapay Sinir Ağı sınıflandırma yönteminde 100 adet test verisinin 92 tanesi doğru sınıflara yerleştirilmiştir yani %92 oranında yüz tanıma başarıları sağlanmıştır. Bulanık C-Ortalamlar algoritmasında 100 adet olan test verisinin 98 tanesi eğitim sonrası oluşan 50 adet kümeye doğru olarak girdi. Tüm sistemlerin sınıflandırma işlemi sonrası yüz tanıma oranları belirlenmiş oldu. Fakat BCO yönteminde elde edilen %98 doğruluk oranı ile tanıma gerçekleştirilmiştir. Böylece BCO algoritmasıyla daha iyi yüz tanıma işleminin yapıldığı anlaşılmıştır.

Tüm bu sistemlerin geliştirilmesi ile yeni uygulamalar geliştirilebilir. İleriki çalışmalarda yüz tanıma sisteminde ele aldığımız sınıflandırma yöntemlerinin 2

boyutlu olan yüz görüntüleri yerine 3 boyutlu yüz görüntülerden yüz tanıma işlemlerine uygulanması düşünülmektedir.

## 10.KAYNAKLAR

Ahuja Narendra, Yang Ming-Hsuan, Kriegman David J., 2002, *Detecting faces in images:A survey*, In IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Learning, volume 24.

Akamatsu, H.F.S., Sasaki, T., Suenuga, Y. , 1991, *A Robust Face Identification Scheme – KL Expansion of an Invariant Feature Space*, SPIE 115 Proc. Intelligent Robots and Computer Vision X: Algorithms and Technology, 1607, 71-84.

Balasko, B.;Abonji, J.,; Feil, B. , 1997, *Fuzzy Clustering and Data Analysis Toolbox*.  
[www.fmt.vein.hu/softcomp/fclusttoolbox/fuzzyclusteringtoolbox.pdf](http://www.fmt.vein.hu/softcomp/fclusttoolbox/fuzzyclusteringtoolbox.pdf). Ocak- 2011

Bartlett, M.S., Sejnowski, T.J., Viewpoint Invariant Face Recognition Using Independent Component Analysis and Attractor Networks.

Bartlett, M.S., Lades, H.M., Sejnowski, T.J. ,1998, *Independent Component Representations for Face Recognition*, in Proc. SPIE Symp. Electron.Imaging: Science Technology—Human Vision and Electronic ImagingIII, 3299, 528–539.

Berg T. L., Berg, A. C., Edwards, J., Maire, M., White, R., Teh, Y. W., Learned-Miller,E., Forsyth, D. A., 2004, *Faces and names in the news*, Computer Vision and Pattern Recognition.

Baştürk B.2005, *Bilgisayar Destekli Yöntemlerle Yüzdeki Dismorfik Rahatsızlıkların Otomatik Tespiti*,Yüksek Lisans Tezi,Erciyes Üniversitesi.

Bezdek, J.C.; Ehrlich R.; Full, W., 1984, FCM: *Fuzzy C-Means Algorithm Computers and Geoscience* 10 (2-3), 191-203.

BRUNELLI,R., POGGIO,T., 1992, *Face Recognition Through Geometrical Features*, I Povo Trento in European Conference on Computer Vision (ECCV)

Brunelli, R. & Poggio, T. 1993. *Face recognition: Features versus Templates*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15 No. 10, (October 1993) 1042-1052, 0162-8828

Burge,M.J. and Burger,W.,2000, *Ear biometrics in computer vision*,Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition,pp.826-830.

Campadelli, P., Lanzarotti, R. and Savazzi, C., 2003, *A feature-based face recognition system*, Proceedings of the 12th International Conference on Image Analysis and Processing (ICIAP'03).

Campos, T.E., Feris, R.S., Marcondes, R.C. J, 2000, *Eigenfaces versus Eigeneyes: First Steps Towards Performance Assessment of Representations for Face Recognition*, Lecture Notes in Artificial Intelligence, 1793, 197-206.

Chellappa,R., Wilcon, C., Sirohey,A., 1995, *Human And Machine Recognition Of Faces:A Survey*, Proceedings of the IEEE, Vol.83, No.5, 705-740.

Cox, I. J., Ghosn, J. and Yianilos, P. N., 1996, *Feature based face recognition using mixture distance*, In *Proceedings*, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 209-216.

Daubechies I., 1990 *The wavelet transform, timefrequency localization and signal analysis*, IEEE Transactions on Information Theory, 36(5), 961-1005.

Davidson, I, Y., 2002, *Understanding K-means Non-hierarchical Clustering*, *Technical Report*, Computer Science Department of State University of New York (SUNY)–Albany, February.

Dunn, J.C., 1974, *A Fuzzy Relative of ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact, Well Separated Clusters*, Journ., Cybern., 3, 95-104.

Eiceler S., Wallhoff F., Iurgel U., Rigoll G., 2001, *Content-based Indexing og Images and Video using Face Detection and Recognition Methods*, Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2001, Proceedings. (ICASSP '01). IEEE International Conference on Volume 3, 7-11 May 2001 Page(s):1505-1508 vol.3 Digital Object Identifier 10.1109/ ICASSP.2001.941217.

Finlayson, G.D., Dueck, J., Funt, B.V., Drew M. S. , 1996, *Colour Eigenfaces*, Third International Workshop on Image and Signal Processing Advances in Computational Intelligence, Manchester, UK, November 4-7.

Fisher, R.A. ,1936, *The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems*, Annual Eugenics, 7, II, 179-188.

Gasson, M., Meints, M., Warwick, K. , 2005, *A study on PKI and Biometrics*, Future of Identity in The Information Society.

Goldstein, A. J., Harmon, L. D. and Lesk A. B., 1971, *Identificatio of human faces*, Proc. IEEE, 59, 748 s.

Güler, N., 2006, *Bulanık Kümeleme Analizi ve Bulanık Modelleme Uygulamalar*, Yüksek Lisans Tezi, Muğla Üniversitesi, F.B.E. İstatistik ve Bilgisayar Bilimleri Ana Bilim Dalı.

Han, J.; Kamber, M.; Tung, A. K. H., 2001, *Spatial Clustering Methods in Data Mining: A Survey*, in H. Miller and J. Han (eds.), *Geographic Data Mining and Knowledge Discovery*, Taylor and Francis.

Hill, R. 1999. *Retina Identification. Biometrics: Personal Identification in Networked Society*, pp. 123-142, Kluwer Academic Pres, Boston.

Hjelmas, E. and Wroldsen, J., 1999, *Recognizing faces from the eyes only*, Proceedings of the 11th Scandinavian Conference on Image Analysis.

Hong,L., Jain,A.K., Pankanti,S., Bolle,R., 1996, *Fingerprint Enhancement*, IEEE Workshop on Applicatons of Computer Vision, Sarasota, FL, USA, 202-207.

Hong,L, Jain,A., Pankanti,S., Bolle,R., 1997, *An Identity Authentication System Using Fingerprints*, Proceedings of IEEE ,Vol.85, No.9, 1365-1388.

Höppner, F.;Klawonn, F.;Rudolf, K.; Runkler, T., 1999, *Fuzzy Cluster Analysis*, Wiley.

Hyvarinen A.,1999, *Survey on Independent Component Analysis*, Helsinki University of Technology, Finland,

Jain, A. K., Ross, A., and Pankanti, S. 1999. *A Prototype Hand Geometry-Based Verification System*, 2nd International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication, Washington D.C., pp. 166-171, March 22-24.

Kanade, T., 1977 *Computer Recognition of human faces*, Interdisciplinary System Research 47.

Kapur Jay P., 1997, EE499 Capstone Design Project University of Washington Department of Electrical Engineering.

Kaya, Y. and Kobayashi, K., 1972, A basic study on human face recognition, *Frontiers of Pattern Recognition*, 265-289.

Kirby, M., and L. Sirovich, 1990, *Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the Charicterization of Human Faces*, IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell. 12.1: 103 108.

Kobayashi, S., 1972, *Transformation Groups in Differential Geometry*, Classics in Mathematics, Springer, ISBN 3-540-58659-8, OCLC 31374337.

Kotropoulos, C. ve Pitas, I., 2004, *Rule-Based Face Detection in Frontal Views*, *IEEE ICASSP-04*, Munich/Germany.



K. Sung and T. Poggio, 1994, *Example-Based Learning for View-Based Human Face Detection*, Proc. Image Understanding Workshop, vol. 2, pp. 843–850.

Liu, C., Wechsler, H.1999, *Comparative Assessment of Independent Component Analysis (ICA) for Face Recognition*, International Conference on Audio Video Based Biometric Person Authentication.

M. Çilli, 2007, *İnsan Hareketlerinin Modellenmesi ve Benzeşiminde Temel Bileşenler Analizi Yönteminin Kullanılması*, Doktora Tezi, Hacettepe Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü, 240 s.

Mucha, J, M; Sofyan, H: Erişim Tarihi: 6 Şubat 2011 *Nonhierarchical Clustering*, <http://www.quantlet.com/mdstat/scripts/xag/html/xaghtmlframe149.htm>

Nabiyev,V. Ve Yavuz,Z. 2005, *Vücut Dilinin Bilgisayarda Yorumlanması ve Bilgisayarlı Dudak Okuma*, 4.Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu,Konya.

Naes, T.; Mevik, B., H., 1999, *The Flexibility of Fuzzy Clustering Illustrated by Examples*, Journal of Chemometrics, 13: 435-444.

Nayar, S.K., Nene, S.A., Murase H., 1996, *Subspace Methods for Robot Vision*, IEEE Transactions on Robotics and Automation,12(5),750-758.

Newhan, E., 1995, *The Biometric Report*, SJB Services, Newyork.

Nixon, M.S., Carter, J.N., Cunado, D., Huang, P.S, and Stevenage, S.V., 1999, *Automatic gait recognition. Biometrics: Personal Identification in Networked Society*, pp. 231-248. Kluwer Academic Press, Boston, MA.

Ohya Jun, Nakatsu Ryohei, Tang Jishan, Kawato Shinjiro, 2000, *Locating human face in a complex background, including non-face skin colors*, In International Conference on Imaging Science, Systems and Technology.

Ozdemir, A., 2007, *Dalgacık Dönüşümü Kullanarak Ön Cepheden Çekilmiş İnsan Yüzü Resimlerinin Tanınması*, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Haziran.

Özbay, Y., Karlık B., 2001, *A Recognition of ECG Arrhythmia Using Artificial Neural Networks*, 23rd Annual International Conference IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Istanbul, Turkey.

Özkaya, N., 2006, *Yüz Yerinin Tespitine Yönelik Literatür Çalışması*, Erciyes Ün. Müh. Fak. Teknik Raporlar.

Peer P, Solina F., 1999, *An Automatic human face detection method*, In N.Brandle, editor, *Proceedings of Computer Vision Winter Workshop*, pages 122-130, Rastendorf, Austria.

Pentland, A., Moghadam, B., and Starner, T., 1994, *View-based and modular eigenspaces for face recognition*. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, WA, pp. 84-90.

Pratchett Pratchett, L., 2002, *On Behalf of E-Voting Research Team The Implementation of E-voting in the UK*, Page 51.

Prokaski, F.J. and Reidel, R., 1999, *Infrared identification of faces and body parts*, *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*, pp.191-212, Kluwer Academic Press, Boston.

Rabiner, L.R. and Juang, B.H. , 1993, *Fundamentals of speech recognition*, Prentice Hall, New Jersey, 507 p.

Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J., 1986, *Learning Internal Representations by Error Propagation*, MIT Press, Cambridge, MA.

Rowley H. A., Baluja S., Kanade T. , 1998, *Neural network-based face detection*, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(1):23-38.

Saber E., Tekalp A.,1998, *Frontal-view face detection and facial features extraction using color, shape and symmetry based cost functions.*

Sahinli, F., *Kümeleme Analizine Fuzzy Set Teorisi Yaklaşımı*, Yüksek Lisans Tezi ,Gazi Üniversitesi Fen bilimleri Enstitüsü , Ankara,1999.

Schneiderman H., Kanade T.,2002, *Object detection using the statistics of parts*, Int. Journal of Computer Vision.

Shin Joong-In, Kim Hyun-Sool, Kang Woo-Seok and Park Sang-Hui, *Face detection using template matching and ellipse fitting*, In IEICE TRANS. INF. SYST., volume E83-D,2000.

Sirovich, L. and Kirby, M., , 1987, *A low-dimensional procedure for the chracterization of human faces*, The Journal of the Optical Society of America, 4, 519-524.

Srihari, S.N., Cha, S., Arora, H. and Lee, S. 2002. *Individuality of handwriting*, Journal of Forensic Sciences, 47(4): 1-17.

Sung, K. ve Poggio, T., 1998, *“Example-based Learning for View-based Face Detection*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, (20):39-51.

Sweets ve Weng 1996 Sweets, D.L., Weng, J., *Using Disciriminant Eigenfeatures For Image Retrieval*, IEEE Trans.PAMI, Vol.18, No.8, 831-836.

Turk, M., Pentland, A.P.,1991, *Eigenfaces for Face Detection/Recognition*, Journal of Cognitive Neuroscience, 3(1): 71-86 .

Uçan, O., N., Osman, O., Albora, A. M., 2006. *„Görüntü İşleme Teknikleri ve Mühendislik Uygulamaları*, s 103-130. Nobel Yayınevi

Uludag, U., Gunsel, B., and Ballan M. 2001, *A spatial method for watermarking of fingerprint images*. Proc. First Intl. Workshop on Pattern Recognition in Information Systems, Setúbal, Portugal, pp. 26-33.

Vaillant, R., Monrocq, C. ve Le Cun, Y., 1994, *Original Approach for the Localization of Object in Images*, IEEE Proc. on Vision, Image and Signal Processing, 245-250.

Valentin ve ark. 1994 Valentin, D., Abdi, H., O'Toole, A.J., Gottrell, G., *Connectionist Models Of Face Processing:A Survey*, *Pattern Recognition*, Vol.27, No.9, 1209-1230.

Wildes, R.P. 1997, *Iris Recognition: An Emerging Bionetric Technology*, Proceedings of the IEEE Vol. 85 No. 9.

Woodward J.D., Orlans, N.M., Higgins, P.T. ,2003, *Biometrics Identity Assurance in the Information Age*, McGraw-Hill, Osborne.

Yagmur, F.D.; Karlik, B.; Okatan, A., 2008, *Automatic recognition of retinopathy diseases by using wavelet based neural network*, Applications of Digital Information and Web Technologies, 2008. ICADIWT , First International Conference on the ,page 454 - 457 , Ekim.

Yambor, W. S., 2000, *Analysis of PCA-based and Fisher discriminant-based image recognition algorithms*, Colorado State University Computer Science Technical Report CS-00-103.

Yang, G.Z. ve Huang, T.S., 1994, *Human Face Detection in Complex Background*, *Pattern Recognition*,27(1), 53-63.

Yow, K.C. ve Cipolla, R., 1996, *Feature-Based Human Face Detection*, Ceud/Finfeng/ Tr 249.

Zhang, J., Yan, Y., Lades, M. , 1997, *Face Recognition : Eigenface, Elactic Matching And Neural Nets*, Proceedings of IEEE , Vol.85, No.9, 1423-1436.

Y. Zhang, Y. Wang, W. Wang, B. Liu, 2001, *Doppler ultrasound signal denoising based on wavelet frames*, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 48(3), 709-716.

Yale Face database Eriřim Tarihi: 17 Ocak 2010,  
<http://vision.ucsd.edu/~leekc/ExtYaleDatabase/Yale%20Face%20Database.htm>

Yapay Sinir Ađları kodu. Eriřim Tarihi: 23 Mart 2010  
<http://www.codeproject.com/KB/dotnet/neuralnetwork.aspx>

## ÖZGEÇMİŞ

1984 yılında Muğla'da doğdu.2002 Yeşilköy 50.Yıl Anadolu Lisesi'nden mezun oldu.2003 yılında Haliç Üniversitesi Mühendislik Fakültesi'nde eğitime başlayıp 2008 yılında Bilgisayar Mühendisliği Bölümünden mezun oldu. 2008 yılında Araştırma Görevlisi olarak göreve başladığı Haliç Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümünde görevine hala devam etmektedir.