



**İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**BİLGİSAYAR DESTEKLİ YÜZ TANIMA SİSTEMİ
TASARIMI**

**Bilgisayar. Müh. Elif Server KONAK
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Programı**

**Danışman
Yrd. Doç.Dr. Oğuzhan ÖZTAŞ**

Haziran, 2006

İSTANBUL



**İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**BİLGİSAYAR DESTEKLİ YÜZ TANIMA SİSTEMİ
TASARIMI**

**Bilgisayar. Müh. Elif Server KONAK
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Programı**

**Danışman
Yrd. Doç.Dr. Oğuzhan ÖZTAŞ**

Haziran, 2006

İSTANBUL

Bu çalışma/..../ 2006 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından
Anabilim Dalı programında Doktora / Yüksek Lisans Tezi olarak
kabul edilmiştir.

Tez Jürisi

Danışman Adı (Danışman)
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi

Jüri Adı
Üniversite
Fakülte

Jüri Adı
Üniversite
Fakülte

Jüri Adı
Üniversite
Fakülte

Jüri Adı
Üniversite
Fakülte

Bu çalışma İstanbul Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Yürüttüçü Sekreterliğinin
XXXXXXXXXX numaralı projesi ile desteklenmiştir.

ÖNSÖZ

Tez çalışmalarım boyunca gösterdiği her türlü destek ve yardımından dolayı başta çok değerli hocam Yrd. Doç. Dr. Oğuzhan ÖZTAŞ olmak üzere tüm hocalarıma, bu çalışma boyunca yardımlarını esirgemeyen çalışma arkadaşlarımı ve her zaman beni desteklemiş olan aileme teşekkür ederim.

Haziran 2006

Elif Server KONAK

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ.....	I
İÇİNDEKİLER	II
ŞEKİL LİSTESİ.....	IV
TABLO LİSTESİ.....	V
SEMBOL LİSTESİ	VI
ÖZET.....	VII
BİLGİSAYAR DESTEKLİ YÜZ TANIMA SİSTEMİ TASARIMI.....	VII
1. GİRİŞ	1
2. GENEL KISIMLAR	3
2.1. ÖRÜNTÜ TANIMA	3
2.1.1. Önisleme.....	4
2.1.2. Özellik Çıkarma	5
2.1.2.1. <i>Sablon Tabanlı Yöntemler</i>	5
2.1.2.2. <i>İstatistiksel Tabanlı Yöntemler</i>	5
2.2. YÜZ TANIMA	6
2.2.1. Yüz Algılamada Kullanılan Yöntemler.....	9
2.2.2. Yüz Doğrulama (Yüz Tanıma).....	10
2.2.3. Yüz Tanıma Algoritmaları.....	11
2.2.3.1. <i>Şablon Tabanlı Algoritmalar:</i>	11
2.2.3.2. <i>Geometrik Özellik Tabanlı Algoritmalar:</i>	12
3. MALZEME VE YÖNTEM	13
3.1. YAPAY SINİR AĞLARI	13
3.1.1. Yapay Sinir Ağları'nın Tarihçesi.....	13
3.1.2. Biyolojik Sinir Sistemi ve Yapay Sinir Ağları	18
3.1.3. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri.....	20
3.1.4. YSA'nın Uygulama Alanları	21
3.1.5. Yapay Sinir Ağları Yapısı.....	23
3.1.6 Yapay Sinir Hücresi	24
3.1.7. Aktivasyon Fonksiyonları.....	26
3.1.7.1. <i>Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu</i>	26
3.1.7.2. <i>Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu</i>	27
3.1.7.3. <i>Eşik Aktivasyon Fonksiyonu</i>	28
3.1.7.4. <i>Tanjant Hiperbolik Fonksiyonu</i>	28
3.1.8. YSA'nın Sınıflandırılması	28
3.1.8.1. <i>İleri Beslemeli Ağlar</i>	29
3.1.8.2. <i>Geri Beslemeli Ağlar</i>	29
3.1.8.3. <i>Danışmanlı Öğrenme (Supervised Learning)</i>	30
3.1.8.4. <i>Danışmansız Öğrenme (Unsupervised Learning)</i>	30
3.1.8.5. <i>Takviyeli öğrenme (Reinforcement learning)</i>	31
3.1.9. Çok Katmanlı Algılayıcılar ve Öğrenme Algoritmaları	31
3.1.9.1. <i>Geri Yayılma Algoritması</i>	33

3.2. ÖZYÜZLER YÖNTEMİ	35
3.2.1. Matematiksel Altyapı.....	35
3.2.1.1 <i>Varyans</i>.....	35
3.2.1.2 <i>Kovaryans</i>:.....	36
3.2.1.3. <i>Özdeğer ve Özvektörler</i>:	37
3.2.1.4. <i>Tekil Değer Ayrıştırma (SVD)</i>	38
3.2.2. Özyüz Yaklaşımı.....	38
3.2.3. Özyüzlerin Bulunması.....	38
3.3. UYGULAMA I.....	40
3.3.1. Yapay Sinir Ağının Eğitimi	40
3.3.2. Test Verileri Üzerinde Yapılan İşlemler	41
3.3. UYGULAMA II	45
4.BULGULAR	49
4.1 Yapay Sinir Ağları ile Yüz Algılama	49
4.2. Özyüzlerde Tekil Değer Ayrıştırması ile Yüz Tanıma	53
5. TARTIŞMA VE SONUÇ.....	54
KAYNAKLAR	56
ÖZGEÇMIŞ.....	58

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1: Örnek Tanıma Sisteminin Blok Diyagramı.....	3
Şekil 2.2: Tipik Bir Yüz Tanıma Sistem Şeması.....	6
Şekil 3.1: Biyolojik Sinir Sisteminin Blok Gösterimi	18
Şekil 3.2: Biyolojik Sinir Hücresi ve Bileşenleri	19
Şekil 3.3: Yapay Sinir Ağı Modeli	23
Şekil 3.4: Yapay Sinir Hücresi ve Bileşenleri	25
Şekil 3.5: Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu	27
Şekil 3.6: Sigmoid (tanh) Aktivasyon Fonksiyonu.....	27
Şekil 3.7: Eşik Aktivasyon Fonksiyonu.....	28
Şekil 3.8: İleri Beslemeli Ağ İçin Blok Diyagram.....	29
Şekil 3.9: Geri Beslemeli Ağ İçin Blok Diyagram	29
Şekil 3.10: Danışmanlı Öğrenme Yapısı	30
Şekil 3.11: Danışmansız Öğrenme Yapısı.....	31
Şekil 3.12: Takviyeli Öğrenme Yapısı	31
Şekil 3.13: Geri Yayılım CKA Yapısı.....	32
Şekil 3.14: Çok Katmanlı Bir Perceptron Geri Yayılım Akış Şeması.....	34
Şekil 3.15: Kovaryans Grafiksel Gösterimi.....	36
Şekil 3.16: Özvektörlerin Ölçeklenmesi	37
Şekil 3.17: Yüz Algılama Probleminde Kullanılan Eğitim Seti.....	40
Şekil 3.18: Yüz Algılama Probleminde Ağın Eğitilmesi.....	41
Şekil 3.19: Resim Üzerinde Gezdirilen Pencere.....	41
Şekil 3.20: Pencerenin Yüzün Üzerine Tam Oturmuş Hali.....	42
Şekil 3.21: Yüz Algılama Algoritması Akış Diyagramı.....	43
Şekil 3.22: Yüz Algılama Kullanılan Programın Genel Görünümü	44
Şekil 3.23: Yüz Algılama Probleminde Kullanılan Eğitim Seti	46
Şekil 3.24: Özyüz Değer Grafiği	47
Şekil 3.25: Yüz Tanımda Kullanılan Programın Genel Görünümü.....	48
Şekil 4.1: Ölçekleme Sayısının Algılama Üzerindeki Etkisi.....	51
Şekil 4.2: Adım Sayısının Algılama Üzerindeki Etkisi	52
Şekil 4.3: Eşik Değerin Yüz Algılama Etkisi	53

TABLO LİSTESİ

Tablo 3.1: Biyolojik ve Yapay Sinir Sistemi Elemanları.....	19
Tablo 4.1: Ölçeklemenin Yüz Algılama Etkisi	50
Tablo 4.2: Adım Sayısının Yüz Algılama Etkisi.....	51
Tablo 4.3: Eşik Değerin Yüz Algılama Etkisi.....	52

SEMBOL LİSTESİ

Σ	:Toplam Sembolü
φ	:Aktivasyon Fonksiyonu
Δ	:Ağırlıklardaki Değişim
η	:Öğrenme Katsayısı
α	:Momentum Katsayısı
σ	:Varyans
ψ	:Ortalama Görüntü Matrisi
Γ_i	:i. Görüntünün Piksel Değerlerinin Tutulduğu Matris
ϕ	:Herbir Görüntünün Ortalamadan Farkı

ÖZET

BİLGİSAYAR DESTEKLİ YÜZ TANIMA SİSTEMİ TASARIMI

Bilgisayarla görü çalışmalarında yüz tanıma konusu oldukça eski bir konudur. Parmak izi tanıma yada iris tanıma gibi yöntemler, elde edilme şekillerinden dolayı yüz tanıma göre uygulaması çok daha basit olan yöntemlerdir. Örneğin geliştirilen bir iris tanıma sisteminde gözün iris kısmı kesinlikle belirlenen bir bölgeye denk getirilmelidir. Ya da parmak izi tanıma için parmağın basılması gereken kısmı bellidir. Böylece elde edilen tüm örnekler belli standartlara sahip olmaktadır. Yüz tanımadada ise yüzün ne şekilde elde edileceği belli değildir. Verilen poz, ışığın şiddeti ve geliş yönü, büyük bırakılması, gözlük takılması, makyaj yapılması gibi durumlar yüzün çok farklı görünmesine neden olmaktadır. Ayrıca yüz bu dış etmenlerin yanında kendisi de sürekli değişim halindedir. Parmak izi ve iris görüntüleri rıjittir, değişmezler. Oysa yüz mimikler sonucu her an farklı bir görüntü sergilemektedir. Tanımı kolaylaştırmak için genellikle kullanılan veri setleri üzerinde kısıtlamalar yapılır. Bu kısıtlamalar ise tanıma oranını artırmaya rağmen sistemi gerçeklikten bir o kadar uzaklaştıracaktır. Değişmez yapıları sebebi ile parmak izi tanıma ve iris tanıma sistemleri ile elde edilen sonuçlar yüz tanıma ile elde edilen sonuçlardan çok daha güvenilirdir. Fakat insanların normal hayatlarında tanıma için öncelikli olarak yüzü kullanmaları araştırmacıları bu konu üzerinde yoğunlaşmaya yönlendirmektedir.

Yüz tanıma olarak genellemiş olduğumuz işlem aslında iki kademe ile gerçekleşen bir işlemidir. Birinci kademe yüzlerin bir sahne içerisinde bulunmasıdır ki literatürde yüz algılama olarak geçmektedir. Yüz algılama aslında işin zor olan kısmıdır. Yüz haricindeki bütün alanlar arka plan olarak adlandırılrsa bu arka planı yok etmek ve saf yüze ulaşmak işlemidir. İkinci kademe literatürde yüz tanıma ya da yüz doğrulama olarak geçmektedir. Bu kademe yapılan işlem yüzün kime ait olduğunu saptanmasıdır. Kısaca yüz algılama sisteminin yanıtlanması gereken soru “Yüz var mı, varsa nerede?” iken yüz tanıma ya da yüz doğrulama işleminin yanıtlanması gereken soru “Bu yüz kimin yüzü?” sorusudur.

Bu tezde yüz tanıma problemi üzerinde araştırma yapılarak, kullanılan temel yöntemler incelenmiştir. Bunun yanı sıra algılama ve tanıma basamaklarını gerçekleştiren iki sistem gerçekleşmiştir.

Yüz algılama aşaması için Yapay Sinir Ağları’ndan yararlanılmıştır. Ağ 450 yüz olmayan görüntü ve 100 tane de yüz resmi ile eğitilmiştir. Resimden yüz olmayan yerlerin kırpılması için maskeleme yapılmıştır. Yapılan testler ile yüz algılama üzerinde,

bir önişlem basamağı olan ölçeklemenin etkisi incelenmiştir. Ölçekleme aralığı ve ölçek sayısı için tam bir genelleme yapılamayacağı, bu değerlerin deneme yanılma yöntemi ile belirlenmesi gerektiği tespit edilmiştir.

Yüz tanımda ise bu aşamanın temel problemlerinden biri olan “Her Sınıf İçin Tek Bir Örneğin Bulunması Durumu” araştırılmıştır. Bunun için literatürde önerilen Görüntünün Tekil Değerlerinin Ayırıstrılması (Singular Value Decomposition-SVD) yönteminin başarımı incelenmiştir. Eğitim seti için kullanılan resimler 112 x 112 piksel boyutunda ve 8 bit gri seviye çözünürlüğündedir. Bu resimler önceden bazı görüntü işleme teknikleri kullanılarak ışıklandırma, yüzün açısı gibi kriterlere göre uygun bir şekilde düzenlenmiştir. Bu veri seti ile elde edilen genel tanıma başarımı %60’tır.

Tezin dış hatları şu şekildedir:

İkinci bölümde yüz tanımda kullanılan teknikler üzerinde durulmaktadır. Üçüncü bölümde bu tekniklerden Yapay Sinir Ağları yöntemi ile Özyüzler yöntemi açıklanmaktadır. Yapay Sinir Ağları, yüz algılama programı için kullanılmıştır. Yüz tanımda ise Özyüzler tekniğinden yararlanılmıştır. Dördüncü bölümde programların başarımı incelenmekte ve son olarak beşinci bölümde ise ileriye yönelik olarak yapılabilecek çalışmalar açıklanmaktadır.

SUMMARY

COMPUTER AIDED FACE RECOGNITION SYSTEM

Face recognition is an extremely old subject in computer vision. Methods like finger print recognition or iris recognition are simpler methods to apply than face recognition. For example, in a iris recognition system, the iris part of eye must match to a special region. Or for finger print recognition, the part that finger must print is definite. So, all of the obtained samples have some standarts. But in face recognition, how to obtain the face is not definite. Some situations like the pose of face in the photo, the illumination and its direction, moustache, glasses or makeup cause the face's different appearances. Also the face's own changes continuously. The appearances of finger print and iris are riji; they don't change. On the other hand, face displays different appearances every second up to mimics. Because of their changeless structure, the results obtained with finger print recognition and iris recognition systems are more reliable. But in daily life people's using face recognition priorly to recognize someone. This fact canalizes researchers to intensify on this subject.

The process that we generalize as face recognition is a process that is made in two steps indeed. First step, which is defined as face detection is the harder step. If all the areas except face are named background, this step is the process of removing the background and reaching the pure face. The second step is named face recognition or face verification in the literature. The process made here is to determine the face's owner. Briefly the question that system must answer is "Is there any face, if so where is it?" in face detection step, but "Whose face is this face?" in face recognition step.

In this thesis, a research is made about face recognition problem and the basic methods are investigated. Also, 2 systems that make detection and recognition steps are used. For face recognition step, it is benefited from Neural Networks. This network is educated with 450 non-face figures and 100 face figures. In the figures, for cutting the non-face areas, masking is made. With the testes, the effect of scaling which is a pre-process step is investigated for face recognition. It is determined that, a generalization can't be made for scaling interval and scaling number so these values must be determined by experiences.

In face recognition "only one sample image per class problem" which is a basic problem of that step is investigated. For this, the success of the method Singular Value Decomposition- SVD that is recommended in the literature is investigated. The pictures which are used in the education set are 112*112 pixel dimension and 8 bit grey level resolution. These pictures were arranged before, by some image processing techniques according to the criteria like lighthing and the angle of face. The general recognition success obtained with this data set is 60 %.

The outline of this thesis is like that: In Section 1, the purpose of this thesis is explained. In Section 2, the techniques that are used in face recognition and in this thesis are explained. In Section 3, two of these techniques; Neural Networks and Eigenfaces are explained. Neural Networks technique is used for face detection program. In face recognition it is benefited from Eigenfaces technique. In Section 4, the successes of the programs are investigated and finally in Section 5, the studies that can be made in the future are explained.

1. GİRİŞ

Biyometri; “Bireyleri birbirinden ayıran ve kimlik tespitinde kullanılan bilgisayar kontrollü sistemler” olarak tanımlanabilir. Biyometrik sistemler kişinin sadece kendisinin sahip olduğu ve diğerlerinden ayırt eden fiziksel veya davranışsal özelliklerinin tanınması prensibi ile çalışmaktadır. Bu teknolojide parmak izi ve el geometrisinin incelenmesi, yüz özelliklerinin karşılaştırılması, ses ve konuşma analizi, iris ve retina tanımlanması gibi süreçler yer almaktadır. Biyometrik teknolojilerin çalışma prensibi birbirine benzer. Öncelikle kayıtlar toplanır ve bu kayıtlar kodlanarak ilgili sistemde saklanır. Daha sonra istenen herhangi bir zamanda bulunmak istenen veri ile bu kayıtlar karşılaştırılır. Girilen verinin sistemde bulunup bulunmadığı sonucuna varılır.

Yanılma olasılığını en aza indirme prensibi ile çalışan bu sistemlerin kart, şifre ya da pin numarası kullanan diğer tanıma metodlarına oranla daha çok tercih edilmesindeki en büyük faktörler, kullanıcının kendini tanıtmak için nüfus kağıdı gibi tanıticıları taşımak mecburiyetinde olmaması ve şifre gibi bilgileri ezberlemek zorunda olmaması olarak sıralanabilir. Kişilerin kendilerine has fizyolojik özelliklerinden faydalananarak otomatik kimliklendirme yapan bu teknoloji, güvenliğin öneminin hızla arttığı günümüzde geniş kullanım alanı bulacak teknolojilerden biri olacaktır.

Biyometrik sistemler güvenlik uygulamalarında iki farklı senaryoda kullanılmaktadır. Birinci senaryoda sistemin verilen kişiyi doğrulaması beklenmektedir. Yani kişi sisteme kimliğini söyler ve biyometrik sistem söylenen kimlik ile biyometrik özelliklerin uyup uymadığını kontrol eder. Kapıların açılmasında kullanılan ses sistemleri ya da cep telefonun tuş kilidinin açılması için parmak izi kontrolü yapabilecek olan sistemler buna örnek olarak verilebilir. İkinci senaryo ise şöyledir: Sistem kişiyi kimlik belirtme olmaksızın tanımeye çalışır. Tanınması istenen kişinin biyometrik özelliklerini çıkarır ve sistem veritabanına daha önceden eklenmiş olan kişilerinki ile kıyaslar. Eğer aradaki fark belirli bir eşik değerinin altında ise tanıma gerçekleşmiş olur. Havaalanı girişine

konan kamera ile suçlu tespiti ve aynı kişinin tekrar ehliyet almasını engellemek için daha önceden verilmiş ehliyetlerdeki resimlerin kontrolü gibi uygulamalar bu tip bir mantık ile çalışmakta olan sistemlere örnektir.

Biyometrik tanıma sistemlerinde kullanılan biyometrik özellikler genel olarak iris, parmak izi, yüz ve el geometrisidir. Biyometrik sistemler kullanılan biyometrik özelliğe göre farklılık gösterir. Örneğin iris imgesinden kimlik doğrulama yüksek doğruluk oranı ile çalışır ama pahalı ve kullanımını zor bir sistemdir. İmza ile kimlik doğrulama ucuzdur ama taklitçilere karşı zayıftır. Parmak izi tanıma bir kurumda çalışanları ayırt edecek doğruluk oranına ulaşabilir, ama İstanbul Valiliği İl İnsan Hakları Kurulu, bir şikayet üzerine böyle bir uygulamayla ilgili hukuksal düzenlemenin yetersiz olduğu gerekçesiyle iki kurumda parmak izi ile kimlik doğrulama uygulamasını sonlandırmıştır. [1]

Yüz tanıma problemi çok uzun yillardır üzerinde çalışılmasına rağmen hala çok yol alınması gereken bir problemdir. Bütün insanların yüzleri aynı kısımlardan oluşmaktadır. Tüm insanların bir ağızı, iki gözü ve bir burnu vardır. Peki bu kadar fark bu kadar kısıtlı sayıdaki elemanla nasıl sağlanıyor? İnsan beyni nasıl oluyor da yüzleri düzgün olarak tanıyalıyor? Aslında problem burada başlamaktadır. Yüz körlüğü olarak da bilinen “prosopagnosia” hastanın yüzleri tanımاسına engel olan sinirsel bir problemdir. Bu tip hastaların hesaplama yetenekleri oldukça gelişmiş olmasına rağmen annelerinin yüzlerini dahi saç stili gibi küçük bir değişim sonucunda tanıymıyorlar. Şu anda tedavisi olmayan prosopagnosia ile ilgili araştırmalarda önce iki soruyu cevaplamak gerekiyor. Bu soruların doğası bu konuda ne kadar az bilgi sahibi olduğumuzu da gösteriyor: "Prosopagnosia'da beynin hangi bilgi iletme mekanizmaları doğru çalışmıyor?" ve "Yüzleri tanımadada beynin hangi bölümleri, ne rol oynuyor?". [2]

Ne zaman ki beyinde algının nasıloluştuğu ile ilgili sonuçlara varılacak o zaman bilgisayarla görü alanında da daha farklı yaklaşımalar ortaya çıkacak. Bu yüzden bu konu disiplinler arası olarak ele alınıyor ve çalışmalar ortak şekilde yürütülüyor.[3] Sinir bilimciler ve psikologlar beyinde algının nasıl gerçekleştiğini tam olarak anlamaya çalışırken bilgisayar bilimciler de bu bilim dallarında yapılan araştırmalarda elde edilen bilgileri bilgisayarda modellemeye çalışıyorlar.

2. GENEL KISIMLAR

2.1. ÖRÜNTÜ TANIMA

Örüntü tanıma şu şekilde tanımlanabilir: Aralarında ortak özellik bulunan ve aralarında bir ilişki kurulabilen karmaşık işaret örneklerini veya nesneleri bazı tespit edilmiş özellikler veya karakterler vasıtası ile tanımlama veya sınıflandırma olayıdır. [4]

Örüntü (pattern) tanıma bilim disiplininin amacı nesneleri bir kategoriye koymak veya sınıflamaktır.[5] Bu nesneler, uygulamaya göre görüntü, ses ya da sınıflandırılması istenen başka bir işaret olabilir ve genel olarak örüntü olarak adlandırılır.



Şekil 2.1. Örnek Tanıma Sisteminin Blok Diyagramı

Örüntü tanıma işleminde kullanılan en yaygın blok diyagram Şekil 2.1 'de gösterilmiştir. Sistemin yapısı iki önemlidir: Özellik çıkarma ve sınıflandırma aşamaları. Sınıflandırıcı tasarımda en önemli gösterge doğru özelliklerini seçmektir. Başka bir deyişle ileri örüntü tanıma tekniklerinde daha karmaşık sınıflandırıcı tasarlamak yerine, daha iyi özellik çıkarımı ön plandadır.[2] Özelliklerin iyi çıkarılması ise iyi bir önişlemeye bağlıdır. Önişleme giriş resminden karşılaştırma yapmak için belirlenen standartlara sahip bir resim çıkarma işlemidir.[6] Örneğin özellik çıkarma modülü belirli büyülükteki resimleri işlemek üzere kodlanmış ise bu module verilecek olan resimler de o boyaya getirilmek zorundadır. Yapılan işlem ölçeklendirmedir. Ya da ışığın geliş yönü tanıma işleminin başarısızlığına yol açabilir. Bu yüzden de girilen bütün resimlerin belirli bir ışık seviyesine göre işlenmesini sağlayacak önişleme teknikleri kullanılır.

Sonuç olarak bir örüntü tanıma sisteminde işlem 3 kademe ile gerçekleştirilmektedir:

- Önişleme(preprocessing)
- Özellik çıkarma (feature extraction)
- Öğrenme

Giriş verilerinin daha önceden veritabanında yer alan bilgilere dayanarak girilen özelliklerinin ayırsabilir sınıflara göre tanımlanmasına “örnek tanıma” denir. Örnek sınıfının özellikleri diğer örneklerde ait özelliklerden farklı olarak sadece bu sınıf'a ait olan karakteristiklerdir. Bu özellikler ile örnek sınıfları birbirinden ayrılırlar ve bazı farklılıklar gösterirler.

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ . \\ . \\ x_p \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Örnekler yukarıdaki vektör gibi gösterilirler ve her bir X_i bir örnek sınıfını temsil eder. Örnek vektör sınıflarının tanımlanması ve ayrıştırılması, örnek tanıma sisteminin tasarımında, örneklerde ait bilginin azlığından dolayı zordur. Örnek sınıfına ait bilginin azlığından dolayı kararlı ve doğru çalışan sistemler elde edilemeyebilir. Bu yüzden örnek tanıma sistemi öncelikle “eğitim” ve “öğrenme” aşamalarına tabii tutulur.

2.1.1. Önisleme

Önislemede görüntü teknikleri ile giriş verileri normalize edilip performansın artırılması için çoğaltılar. Bu normalizasyon işlemleri şunlar olabilir:

- Görüntü boyutu normalizasyonu
- Histogram eşitlemesi, ışıklandırma
- Orta filtreleme (median filtering)
- Yüksek geçişli filtreleme (high pass filtering)
- Arka plan kırpması
- Geçişli ve dönüşümlü normalizasyonlar (translational and rotational normalizations)

Görüntü boyutu normalizasyonu, alınan resmin yüz tanıma sisteminin üzerinde işlem yapabileceği boyutlara getirilmesi işlemidir. Histogram eşitleme, genellikle çok açık ve çok koyu resimlerde tanıma performansını artırmak için kullanılır. Karşılığı artırıp sınırların belirlenmesini kolaylaştırır. Böylece görüntü daha belirgin hale gelir. Orta

filtre sayesinde bir kameradan ya da benzeri bir ortamdan elde edilmiş bir resimdeki gürültüler veri kaybına sebep olmaksızın temizlenir. Yüksek geçirgen filtre ile örüntünün dış hatlarını temel alan özellik çıkarıcılar, kenar belirleme şemalarından elde edilen sonuçların iyileştirilmesine yardımcı olur. Hatlar gibi detayları vurgulayarak kenar belirleme performansını artırır. Görüntünün içerisinde öncelikli olarak yüz verisini işleyebilmek için arka planın kırılması iyi bir yöntemdir. Yüz tanıma sistemlerinde görüntüyü oluşturan tüm pikseller tanıma işleminde kullanılmaktadır. Oysa arka plan yüz verisi değildir. Tanımda kullanıldığından sistemin gürbüzlüğünü azaltacak gereksiz bir bilgidir. Kırılması tanıma performansını artıracaktır.

2.1.2. Özellik Çıkarma

İyi bir sistem dizaynı için tanımda kullanılacak belirleyici niteliklerin çıkarılması çok önemli rol oynar. Literatürde kullanılan iki tane özellik çalışma yöntemi bulunmaktadır.

2.1.2.1. Şablon Tabanlı Yöntemler:

Yerleşim tabanlı yöntemlerdir. Arka plan, saç tipi gibi ilgisiz veriden etkilenmezler. Çünkü bu sistemler global veri ile değil yerel veri ile ilgilenmektedir.

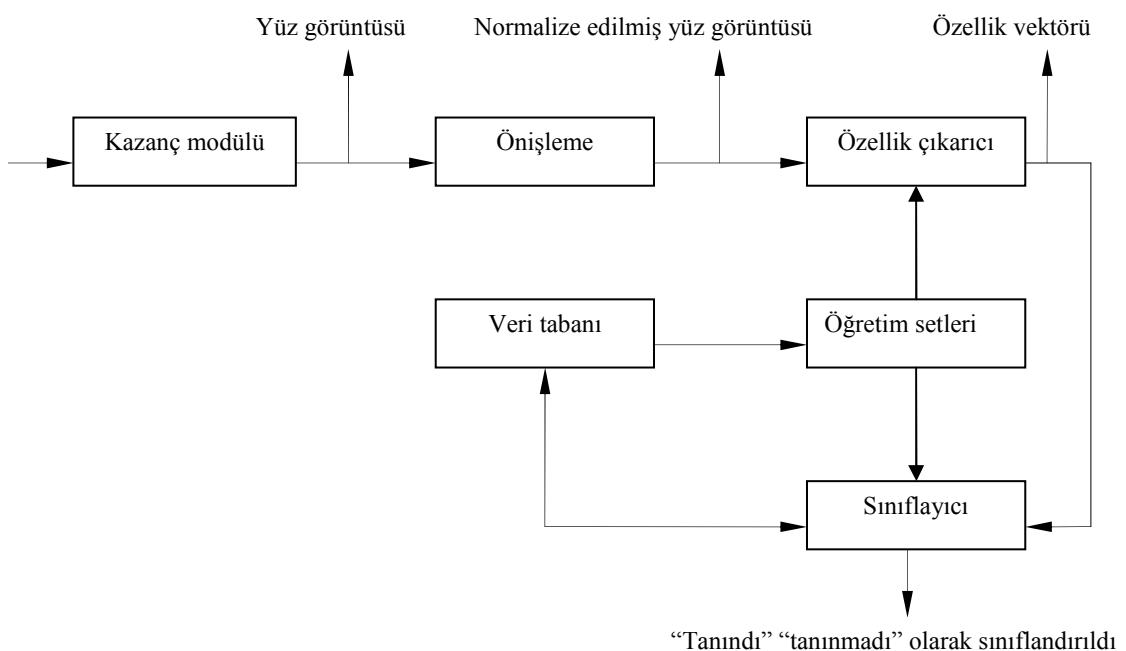
2.1.2.2. İstatistiksel Tabanlı Yöntemler:

Bütün görüntü üzerinden belirleyici nitelik çıkarırlar. Yüz algılama için düşünülecek olursa görüntünün tamamının işlenmesi yüz ile alakası olmayan kısımların göz ardı edilememesi anlamına gelmektedir. Araştırmacılar ilk olarak bu alanların etkilerini azaltacak yöntemler üzerinde durmuşlardır. Belhemeur'in çalışmasında yüz görüntülerini koyu arka plan ile hazırlanmış.[7] Goudail de benzeri şekilde koyu arka plan kullanmış.[8] Bunun yanında deneklere koyu renk ceket giydirmiştir. Turk ve Pentland ise merkezi yüzün ortasına konumlu 2 boyutlu Gaussian penceresini giriş yüz görüntüsü ile çarpmışlardır. Bu sayede gereksiz veri yok edilmiş.[9] Yine gereksiz verinin yok edilmesi için Sung sabit boyutlu bir maske kullanarak normalize edilmiş bir yüzün yakın piksellerini elemeye çalışmıştır.[10] Moghaddam, Pentland ve Lin yüzün belirleyici niteliklerini çıkarmak ya da yüz görüntüsünün orta kısmını kesmek için olasılıksal tabanlı yüz dedektörleri kullanmışlardır.[11] Liao ise sadece yüzlerden oluşan bir yüz veritabanı kullanmıştır. Yani içerisinde gereksiz bilginin olmadığı bir veri seti kullanmıştır.[12] Bu anlatılanların hepsi yüzü tanımda kullanılacak en doğru veriye ulaşmak için yapılmıştır.

2.2. YÜZ TANIMA

Yüzlere uygulanan bir örüntü tanıma işlemidir. Yüzler çok boyutlu, karmaşık ve anlamlı görsel objeler olduğu için yüz tanımda kullanılacak sistemin bilgisayar ortamında modellenmesi oldukça zordur. Oysa insan beyni, genelde bir an gördüğü bir yüzü yıllar sonra bile yaşlanma, saç uzaması, sakal bırakma gibi değişimlere rağmen birkaç saniye içerisinde hatırlayabilmektedir. Bu durum da gösteriyor ki insan beyninde bilgi en kısa ve en düzgün şekilde kodlanmaktadır.

İnsan beyninde yüz algılamanın nasıl gerçekleştiği daha üzerinde uzun zaman çalışılacak bir konudur. Ulaşılan bilgilerin bilgisayar sistemine aktarılmasının sonucunda elde edilen genel yüz tanıma sistemi şeması aşağıda verilmektedir.



Şekil 2.2. Tipik Bir Yüz Tanıma Sistem Şeması

Kazanç modülü, yüz tanıma işleminin giriş noktasıdır. Sisteme verilmesi istenen resimlerin farklı ortamlardan çekilmesi işlemidir. Alınan görüntüdeki ışıklandırma yüzün tanınmasını zorlaştıracak ve hatta tanınamamasına neden olacak şekilde olabilir. Ya da arka plan o kadar karışık olabilir ki arka plan içerisinde yüzün sınırlarının belirlenmesi işlemi yapılamayabilir. Bu gibi nedenlerden dolayı sisteme onişleme modülünün eklenmesi gerekmektedir. Ehliyetteki ya da pasaporttaki resimlerin

tanınması gibi uygulamalarda şartlar hemen hemen aynı olduğu için önişlem modülü işlemeleri oldukça azdır. Fakat tanıma yapılacak tüm sistemlerde koşullar bu kadar kısıtlı olmamaktadır. Sistem oluşumlarında önişleme modülüne düşün görev kısıtların azalması oranında artmaktadır. Sınıflandırma modülünde örtü sınıflandırıcının da yardımıyla, eldeki yüz resminin özellikleri ile veri tabanındaki resimlerin özelliklerini karşılaştırır. Karşılaştırma sonunda resim “tanınıyor” ya da “tanınmıyor” olarak sınıflandırılır. Eğer istenirse tanınmayan resimde yüz veritabanına eklenebilir. Böylece bir dahaki sefere tanıma işleminin eğitim setinde tanımlamaya yardımcı olan yüzler arasında yerini almış olur. Eğitim seti yüz tanıma işlemi boyunca öğrenme aşamasında kullanılır. Özellik çıkarma ve sınıflandırma modülleri verilen yeni bir yüzün tanınması sürecinde eldeki bu eğitim seti elemanlarının özelliklerini kullanırlar.

Genel olarak bir yüz tanıma sisteminde karşılaşılan zorluklar şunlardır:

- Görüş Açısı: Yüz görüntüsü 3 boyutlu bir görüntüdür. Kameranın çekim şekline göre yüzün görüntüsü değişecektir. Kameranın çekim alanına göre yüzün belirgin kısımları değişiklik gösterebilir. Eğer yüzler hep tek bir açıdan çekilmiş ise başka bir açıdan alınan yüz resmi tanınmayabilir.
- Işık Kaynağının Şiddet ve Konumunun Değişmesi: Bu problemin üstesinden gelebilmek için ortaya atılmış dört çeşit yöntem bulunmaktadır. Bunlar heuristic yöntemler, görüntü karşılaştırma yöntemleri, sınıf tabanlı yöntemler ve model tabanlı yöntemlerdir.
- Poz: Yüz rıjît bir obje değildir. Yüzde konuşurken meydana gelen binlerce farklı mimik vardır. Yüzdeki mimikler yüzü tanımlamada kullanılacak özelliklerin yer değişimine ya da görüntülerinin değişimine sebep olmaktadır. Bu sebeple bu alanda yapılan ilk araştırmalarda devamlı hafif gülümseyen ya da normal duruş denebilecek yapıdaki yüz ifadesi olan pozlar kullanılmıştır. Poz problemini aşmak için sonraki çalışmalarda veri setlerinin özelliklerini kısıtlamak yerine değişik yaklaşımalar da öne sürülmüştür. Bunlar çok görüntü tabanlı yaklaşımalar, hibrit yaklaşımalar ve tek görüntü tabanlı yaklaşımalar başlıklar altında toplanabilir.

- Kapatılma: Değişik sebeplerle görüntü tahrip olmuş olabilir. Görüntüde bir bölüm okunamıyor durumda olabilir. İnsan algısı bunun üstesinden çok kolay gelebilirken bu durum tanıma sistemlerini oldukça zorlamaktadır.
- Arka Planın Değişmesi
- Sayısallaştırmaya Ait Görüntünün Bulanması
- Tanınacak Kişilerin Çokluğu ve İşlem Zamanı
- Zaman Değişimi: Yüzler zamanla değişirler. Zamanla saç şeklinde, bıyıkların bırakımında, yapılan makyajda ya da tenin görünümünde değişiklikler meydana gelir. Gözlük takılabilir ya da yaşılanmanın etkisi ile görünüm tamamen değişimdir.
- Kişisel Faktörler: Algoritmaların başarımları kişilerin uyruğuna ve bayan erkek olma durumlarına göre de değişimdir. Örneğin bayanların tanıma oranları günlük yapılan makyaj ve yüzün genel özelliklerinden dolayı erkeklerde göre daha düşüktür. Bayanlarda kaşlar ile gözler arasındaki mesafe daha fazladır. Burun ve çene ise genel olarak daha küçüktür.

Yüz tanıma işlemi iki basamaktan oluşmaktadır. Birinci basamak literatürde yüz algılama şeklinde geçer ki bir görüntü içerisinde yüz resminin olup olmadığını incelenmesi demektir. Yüz algılamadan elde edilen sonuç görüntünün içerisinde yüzün varlığı ya da yokluğudur. Zor olan kısmı bu kısımdır. Çünkü görüntünün içerisinde yüzün konumu, pozun rotasyonu ya da ışıklandırma bilinmemektedir. Diğer basamak ise “yüz doğrulama” adı ile literatürde yer almaktadır. Yüzün kimin yüzü olduğunu belirlemeye dayalı olarak çalışmaktadır. Birinci basamakta bulunan yüzlerin işlenmesidir. Birinci yöntemde sisteme sorulan soru “Yüz var mı?” iken ikinci yöntemle oluşturulmuş sisteme sorulan soru “Yüz varsa kimin yüzü?” dır.

Yüz Tanıma ile Yüz Algılama Arasındaki Fark:

Yüz algılama iki sınıfından oluşur: Yüz sınıfı ve yüz olmayan nesnelerin sınıfı. Yüz tanımda ise M tane sınıf mevcuttur. Her bir sınıf M adet kişiden bir tanesinin resimlerini barındırmaktadır. Yüz algılama karmaşık arka planları ve insan yüzlerini ayırt edebilmelidir. Yüz tanıma ise kişinin yüzünde meydana gelen minik değişimlere karşı duyarlı olmalıdır. Yani kişiyi yüzündeki bir takım değişimlere karşı doğru tanımk

zorundadır. Yüz algılama bir resim üzerindeki yüzlerin lokasyonlarını belirlemek için uygulanır. Yüz tanıma ise her bir yüzün kendine ait özelliklerini belirlemede kullanılır.

2.2.1. Yüz Algılamada Kullanılan Yöntemler

- Sade ya da daha önceden belirlenmiş bir arka planın bulunduğu resimlerde uygulanan yöntemdir. Arka plan çıkarıldığında elde kalan sadece istenen yüzün sınırlarıdır.
- Eğer renkli resimler içerisinde yüz aranıyorsa ten rengi analizinden yaralanılabilir. Bu yöntemin avantajları hızlı işlenebilir olması ve yöntemin yüzün rotasyonundan etkilenmemesidir. Dezavantajları ise ten renginin kişiden kişiye değişmesi, ışıklandırmağa karşı hassaslığı ve günlük yaşantıdaki bir sürü nesnenin renginin ten rengine yakınlığıdır.yani ten rengi tam olarak ayırt edici bir özellik değildir.
- Yüz algılamada kullanılan diğer bir yöntemde hareket algılamadır.Yapılan yüz bulma çalışmalarının ana fikri hareketli olan alan üzerinde yoğunlaşmaktadır. Çünkü yüzler muhtemelen video karelerinde en fazla hareket eden alanlara karşılık gelecektir. Yukarıdaki açıklamadan da anlaşıldığı üzere arka planda devamlı hareket eden başka nesnelerin de bulunması sistemin yeterince gürbüz çalışmamasına neden olacaktır.

Yöntem kısaca şu şekilde işlemektedir: Öncelikle o anki video karesi ile bir önceki kare arasındaki fark bulunur. Eğer fark belirli bir eşik değeri üzerinde ise hareket yakalanmıştır ve piksel siyah yapılır. Değişim eşik değerinden düşük ise piksel beyaz yapılır. Artık bu görüntü bir şey hareket etmiş mi etmişse hareket lokasyonu neresidir onu gösteren bir görüntü halini alır. Eşik görüntüsünde gürültü olabilir. Gürültüyü yok etmek için görüntü 3×3 'lük bir matris ile taranır ve beyaz yoğunluklu bölgede kalmış siyah pikseller temizlenir. 3×3 'lük karenin ortası siyah ve geriye kalan piksellerden de 3 ten daha azı siyah ise ortadaki siyah piksel silinir. Çünkü büyük ihtimalle bir gürültüdür. Aksi halde piksel siyah olarak bırakılır.

- İnsanlar gözlerinin ıslak kalabilmesi için göz kırmak zorundadır. Bu eylem o kadar sık tekrarlanan bir eylemdir ki çoğu insan ne zaman göz kırpacağını bile

bilmez. Sık tekrarlanması yüz algılama tespitinin tercih edilen bir yöntem olmasını sağlamaktadır. İki gözün birlikte kırpılıyor olması iki ayrı lokasyonda aynı hareket görüntüsünün tespitine neden olacaktır. Yüz içerisinde gözler simetrik olarak yerleşiklerinden dolayı da bu sayede yüzün rotasyonu bulunmuş olur. [13]

- Yüz algılama özellikle kısıtsız olan resimlerde yüzlerin algılanmasında kullanılan teknik Yapay Sinir Ağları'dır. Bu tezde yapılan çalışmada da kullanılan yöntem budur. Bu yüzden ayrı bir başlıkta inceleneciktir.

2.2.2. Yüz Doğrulama (Yüz Tanıma)

Yüz tanıma çalışmalarında iki temel yöntem izlenilmektedir. Birinci yöntemde yüzdeki ağız, burun, göz gibi organların geometrik özelliklerinden elde edilen bilgiler ile bir özellik vektörü oluşturulur. Tanıma işlemi de tanınması istenen yüz resminden elde edilen özellik vektörünün bilinen yüz resimlerinden elde edilen vektörler ile karşılaştırılması ilkesine dayanmaktadır. Geometrik özelliklerin elde edilmesinde esnek göz ve ağız şablonları ile aktif hat yöntemleri kullanılmaktadır. Şablonlar yüz üzerinde gezdirilerek, bazı enerji fonksiyonları minimize edilmeye çalışılır. Enerji fonksiyonu minimum değerini aldığında göz ya da ağız saptanmış demektir. Çok uzun zamandır kullanılıyor olmalarına rağmen verdikleri sonuçlar oldukça kısıtlıdır. [14]

Özellik vektörlerinin elde edilmesinde göz önünde bulundurulan ilişkiler şunlardır:

- Birinci Derece Özellikler: Yüz üzerindeki organların birbirinden bağımsız özelliklerinden oluşur. Göz çukurlarının çevre uzunluğu, dudakların uzunlukları bu tür özelliklerdir.
- İkinci Derece Özellikler: Gözlerin ve ağızin burundan uzaklıkları gibi organların birbiri ile arasındaki ilişkilerdir.
- Üçüncü Derece Özellikler: Yaşlanma etkileri gibi genel olarak yüzün bütününe ilgilendiren özelliklerdir. Elde edilmeleri çok zordur. Bu yüzden de tanıma işleminde kullanılmamaktadır.

Yüz tanımda kullanılan ikinci temel yöntem ise “temel bileşen analizi” denilen yüzdeki organları tek tek incelemek yerine yüzün tamamından bir kodlama çıkarmayı amaçlayan istatistiksel tabanlı yöntemdir.

2.2.3. Yüz Tanıma Algoritmaları

2.2.3.1. Şablon Tabanlı Algoritmalar:

Yüz özelliklerini çıkarmak için alınan yüz ile bir ya da daha fazla sayıda olan kalıp arasındaki ilişkiyi inceler. İstatistiksel araçlar kullanılır:

- PCA: Temel Bileşen Analizi
- ICA: Bağımsız Bileşen Analizi
- PCA + ICA
- LDA: Linear Discriminant Analysis
- SVM: Singular vector machine
- Kernel Metodları
- Yapay Sinir Ağları

Bunlar ile uygun bir yüz şablon seti oluşturmaya çalışılır. Bu şablonlar belirleyici nitelik olarak kullanıldığında yüz görüntülerinin daha çok global özelliklerini tutarlar. Yüzün bazı yerlerinin kapatılması durumunda şablon tabanlı algoritmalar yeterli değildir. [15]

TBA yüz tanıma ve yüz doğrulamada en sık kullanılan alt-uzay yöntemidir. [16] Karhunen-Loeve transformundan türetilmiştir. TBA yüz imgelerinin dağılımını en iyi betimleyen doğrusal izdüşümleri hesaplar. [17] Verilen bir eğitim setindeki yüzlerin s boyutlu vektörler olduğu düşünülürse bu vektörler arasındaki maksimum varyans değerine dayalı t boyutlu bir alt örnek uzayı elde etmeye çalışan bir algoritmadır. Tahmin edilebileceği üzere yeni oluşturulan bu alt uzay vektörleri gerçek test kümesi vektörlerinden çok daha küçük boyutlu olacaktır. [6]

TBA yöntemi olarak en çok kullanılan yöntem Özyüzler (eigenfaces) yöntemidir. Bu yöntemde yüzler arasındaki farkları en iyi şekilde ifade eden bir yüz uzayı oluşturur. Bu yüz uzayının özvektörleri elde edilir. Bu özvektörler özyüz olarak isimlendirilirler. Özyüzler, eğitim kümesinde yer alan yüzlerin temel bileşenlerini oluşturmaktadır. Tanıma olayı yeni bir yüzün elde edilen bu yüzler tarafından oluşturulmuş yüz uzayına projeksiyonu ile gerçekleşmektedir. Projeksiyon sonucu elde edilen konum diğer yüzlerin konumları ile karşılaştırılır. Eğer yeterince yakın bir yüz bulunabilirse bu sisteme daha önceden verilmiş bir yüzün tekrar verildiğini göstermektedir. Eğitim setinde yeterince yakın bir yüz bulunamaması durumunda istenirse yüz sisteme

tanıtılarak eğitim kümesinin bir elemanı haline getirilebilir. Böylece sistem yeni yüzü öğrenmiş olur.

Temel bileşen analizinde olduğu gibi bağımsız bileşen analizinde de amaç piksel değerleri birbirinden bağımsız yani birbirinden lineer olarak türetilemeyecek görüntülerden oluşan bir set elde etmektir. İki yöntem arasındaki temel fark TBA katsayılarının birleşik dağılımında yüksek derece bağımlılıklar hala bulunmasıdır. Yüz tanıma gibi bir uygulamada ise gerekli bilginin büyük kısmı görüntü pikselleri arasındaki yüksek düzey ilişkilerde saklanmaktadır. [18] Bağımsız bileşen analizi, kısaca, gözlemlenen doğrusal karışıklardan, karışıkları oluşturan bağımsız kaynakların, yüksek derece istatistik bilgisi kullanılarak, ayrıştırılmasıdır. Yüz tanıma işlemi için Barlow tarafından iki farklı mimari geliştirilmiştir. Birinci mimaride amaç istatistiksel olarak bağımsız temel görüntüdür. İkinci mimarideki amaç ise faktoriyel kod sunumudur. Birinci mimaride (BBA1), taban imgelerinin birbirlerinden istatistiksel olarak bağımsız oldukları varsayılmıştır, ikinci mimaride ise (BBA2), betimleme katsayılarının birbirlerinden bağımsız oldukları varsayılmıştır.

2.2.3.2. Geometrik Özellik Tabanlı Algoritmalar:

Yüzün belirgin kısımları ve bu kısımlar arasındaki ilişkileri analiz ederler.

- Aktif Şekil Modeli (Cootes)
- Elastik Demet Grafiği (Yuille)

Aktif Şekil Modeli (ASM)'nin model parametrelerini elde ederken insan yüzüne ait gri seviye bilgisinin tamamını kullanmamasından dolayı, insan yüzü değişimlerine karşı her zaman güvenilir ve gürbüz model parametreleri elde edilememektedir.

Elastik Demet Grafiği yönteminde bir grup yüz modelinden yüzün genel demetsel görünümü çıkartılır. Daha sonra istenen resim ile bu demet eşlenir. Bu demetten eldeki imgenin farkı hesaplanır. Bu sayede tanıma gerçekleşir.

3. MALZEME VE YÖNTEM

Yüz algılama ve tanıma uygulamalarının geliştirildiği ve test edildiği sistemin özellikleri şu şekildedir: Intel(R) Pentium(R) M işlemci 1,86 GHz , 1,87 GHz 1,00 GB RAM

Yapay sinir ağları uygulaması Microsoft Visual Studio 2005 ortamında C# ile Özyüzler uygulaması ise MATLAB 7.0 ile geliştirilmiştir.

3.1. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay Sinir Ağları insan beynindeki sinirlerin çalışmasını taklit ederek bilgisayarlara düşünme, öğrenme, genelleme yapma gibi özelliklerin eklenmesini sağlamak amacıyla oluşturulmuş bilgi sistemleridir.

Genel anlamda YSA beynin bir işlevini yerine getirmek için tasarlanmış ağ modelleridir. YSA öğrenme algoritmaları ile öğrenmeyi gerçekleştirdikten sonra sinirler arasındaki bağlantı ağırlıkları sayesinde genelleme yapma yeteneğine sahiptirler.

İlk ticarî YSA'nın geliştiricisi olan Dr. Robert Hecht-Nielsen'in yapay sinir ağı tanımı şöyledir: " YSA, dışarıdan gelen girdilere dinamik olarak yanıt oluşturma yoluyla bilgi işleyen, birbirile bağlı basit elemanlardan oluşan bilgi işlem sistemidir." YSA yazısında çok tanınan Teuvo Kohonen'nin YSA tanımı ise literatürde şu şekilde geçmektedir: " YSA, paralel olarak bağlılı ve çok sayıdaki basit elemanın, gerçek dünyانın nesneleriyle biyolojik sinir sisteminin benzeri yolla etkileşim kurduğu hiyerarşik bir organizasyonudur."

3.1.1. Yapay Sinir Ağları'nın Tarihçesi

İnsan beyninin ve düşünme yeteneğinin taklit edilmesi isteği oldukça eskiye dayanmaktadır. Bu konudaki ilk açıklayıcı teori geliştirme denemeleri Antik Yunan düşünürleri olan Plato (İ.O. 427-327) ve Aristoteles'e (İ.O. 384-322) kadar uzanmaktadır. Daha sonra ise 18. yüzyıl düşünürü olan Descartes (1596-1650) insanların düşünme yeteneğiyle ilgilenmiştir.

Beynin üstün özelliklerini, bilimadamlarını üzerinde çalışmaya zorlamış ve beynin nörofiziksel yapısından esinlenerek matematiksel modeli çıkarılmaya çalışılmıştır. Beynin bütün davranışlarını modelleyebilmek için fiziksel bileşenlerinin doğru olarak modellenmesi gerektiği düşüncesi ile çeşitli yapay hücre ve ağ modelleri geliştirilmiştir. Böylece, YSA denen günümüz bilgisayarlarının algoritmik hesaplama yöntemlerinden farklı bir bilim alanı ortaya çıkmıştır.

YSA hesaplama modelinin temelleri 1940'ların başında araştırmalarına başlayan W.S. McCulloch ve Pitts'in, çalışmaları 1940 yılından sonra hızlı bir şekilde ilerlemiştir. 1940 yılından önce de birtakım çalışmalar yapılmıştır ama bu çalışmalar mühendislik açısından bir nitelik taşımamaktadır. YSA 'nın temelleri ilk 1943 yılında yayınladıkları bir makaleyle atılmıştır. McCulloch ve Pitts YSA hakkında yapılan çalışmaları mühendislik alanlarına kaydırmaya ve günümüzdeki YSA 'nın temellerini oluşturmaya başladılar.

1949 yılında Donald Hebb , YSA için günümüzdeki birçok öğrenme kuralının da temelini oluşturan "Hebbian Öğrenme" adı verilen öğrenme kuralını geliştirmiştir. 1950'li yıllarda çalışmalar daha açık bir şekilde fark edilmiş ve 1951 yılında ilk nero-bilgisayar üretilmiştir. Silikon teknolojisinin geliştirilmesi ile bu çalışmalar 1960'lı yıllarda oldukça önemli gelişmelere neden olmuştur. 1954 yılında Farley ve Clark tarafından rassal ağlar ile adaptif üretme kavramı ortaya atılmış ve bu kavram daha sonraları 1958 yılında Rossenblatt ve 1961 yılında Cainello tarafından geliştirilmiştir. Özellikle Rosenblatt tarafından geliştirilen algılayıcı model (perceptron) YSA tarihinde önemli bir gelişmeye öncülük etmiştir. Çünkü bu model daha sonraları geliştirilecek ve YSA 'nda devrim niteliğinde olacak olan çok katmanlı algılayıcıların temelini oluşturmaktadır.

Benzer şekilde Widrow ve Hoff ADALINE (Adaptive Linear Neuron) modelini ortaya attılar. Bu aslında YSA 'nın mühendislik uygulamalarına başlanması için ilk adımlardan sayılmaktadır. Bu model, Rossenblatt'ın algılayıcı modeli ile aynı niteliklere sahip bir model olup sadece öğrenme algoritması daha gelişmiş bir modeldir. Daha sonraki YSA modellerinin gelişmesine katkıda bulunmuş bir çalışmадır. Adaptif öğrenmenin de temellerinden olan ve 1970'li yılların sonlarına doğru ortaya çıkan MADALINE

modelleri bu çalışmaların neticesinde ortaya olmuş ve gelecekte faydalı çalışmalara temel oluşturmuştur.

1960'lı yılların sonunda YSA çalışmaları duraklama devrine girmiştir. YSA 'nın tarihinde bir duraklama devrine neden olan ise Yapay Zeka biliminin o devirde onde gelen isimlerinden Minsky ve Pappert tarafından yazılan algılayıcılar (perceptrons) başlıklı bir kitap olmuştur. Bu kitapta yazarlar özellikle YSA 'ya dayalı algılayıcıların bilimsel bir değerinin olmadığını ve doğrusal (lineer) olmayan problemlere çözüm üretemediğini iddia etmişlerdir. Tezlerini kanıtlamak için ise meşhur XOR probleminin çözülmesini örnek göstermişlerdir. Bu örnek birçok kişiyi tatmin etmiş ve çalışmalar bir bıçak gibi kesilmiştir. YSA yapmak mümkün değildir inancı yükselmeye başlamıştır. Bir çok bilim adamı buna inandığından çalışmalar yok denecek kadar azalmıştır. Sadece bir iki bilim adamı bu konuda çalışmaya devam etmiştir. XOR problemi çözülünceye kadar dikkatleri YSA 'ya çekmek mümkün olamamıştır.

Bu zamana kadar yapılan çalışmaların kronolojik olarak aşağıdaki gibi listelenebilir.

- 1980: İnsan beyninin yapısı ve fonksiyonları ile ilgili ilk yayının yazılması
- 1911: İnsan beyninin bileşenlerinin belirli bir düzenek ile sinir hücrelerinden (nöronlar) olduğu fikrinin benimsenmesi
- 1943: Yapay sinir hücrelerinde dayalı hesaplama teorisinin ortaya atılması ve eşik değerli mantıksal devrelerin geliştirilmesi
- 1949: Biyolojik olarak mümkün olabilen öğrenme prosedürünün bilgisayarlar tarafından gerçekleştirilecek biçimde geliştirilmesi.
- 1956 – 1962: ADALINE ve Widrow öğrenme algoritmasının geliştirilmesi
- 1957 – 1962: Tek katmanlı algılayıcının (perceptron) geliştirilmesi
- 1965: İlk makine öğrenmesi kitabının yazılması
- 1967 – 1969: Bazı gelişmiş öğrenme algoritmalarının (Grosberg öğrenme algoritması gibi) geliştirilmesi
- 1969: Tek katmanlı algılayıcıların doğrusal olmayan problemleri çözme yeteneklerinin olmadığı gösterilmesi.

Çalışmaların 1960 yılında sekteye uğraması ve gerekli finansal desteklerin kesilmesine rağmen bazı bilim adamları çalışmalarına devam ettiler. Özellikle Amari, Anderson, Cooper, Fukushima, Grossberg, Kohonen ve Hopfield gibi araştırmacıların çalışmaları 1980'li yıllara gelindiğinde meyvelerini vermeye başladı. 1972'lerde farklı disiplinlerde çalışan elektrik mühendisi Kohonen ve nöropsikologist Anderson “çağrışıklı bellek (associative memory)” konusunda hemen hemen birbirinin aynı çalışmalar yayınladılar. Bu çalışmalar daha sonraları geliştirilicek olan öğretmensiz öğrenme kurallarının temeli oldu. Kohonen daha sonra “kendi kendine öğrenme nitelik haritaları konuşundaki çalışmasını yayınladı. 1960'lı yılların sonlarına doğru ortaya çıkan Grossberg YSA'nın psikolojik mantıksallığı ve mühendislik uygulamalarındaki kolaylığını gösterdi; Carpenter ile Adaptif Rezonans Teorisini (ART) geliştirdi. Bu öğretmensiz öğrenme konusunda zamanının geliştirilmiş en karmaşık YSA oldu.

1970'lerin sonlarına doğru Fukushima görsel şekil ve örüntü tanıma amaçlı geliştirdiği Neocognitron modelini tanıttı. Bu model önceleri öğretmensiz öğrenme yapacak bir model olacak şekilde geliştirilmesine rağmen daha sonraları öğretmenli öğrenme yapacak hale getirilmiştir. Bu çalışmaların neticesinde daha çok mühendislik uygulamaları görülmeye başlandı. Çalışmalar biyolojik olarak doğruluktan daha çok sonuçların kullanılabilirliği konusuna ağırlık veriyordu. Neocognitron modelinde ara katmanlar kullanılarak öğrenme konusuna değiniyordu. Fakat çalışmalar hesaplama proseslerinin bilinmesini zorunlu kıliyordu. Bu çalışmalar günümüzde de etkin olarak yürütülmektedir.

1982 ve 1984 yıllarında Hopfield tarafından yayınlanan çalışmalar ile YSA 'nın genelleştirileceğini ve özellikle geleneksel bilgisayar programlama ile çözülmesi zor olan problemlere çözüm üretebileceğini gösterdi. Gezgin satıcı probleminin çözülmesi bunun en güzel örneğiydi. Çalışmasını mühendislerin kolaylıkla anlayabileceği şekilde sunduğundan YSA'ya ilgi yeniden kurulmaya başlandı. Çalışmaların neticesi Hinton ve arkadaşlarının geliştirdikleri Boltzman makinesinin doğmasına yol açtı.

Aynı zamanlarda Rumelhart ve arkadaşları paralel programlama konularındaki çalışmalarını sonuçlandırıyor ve 2 ciltlik bir eser ortaya koyuyordu. Bu eserlerinden çok katmanlı algılayıcı modelinin temellerini atıyorlar ve daha sonra bu modeli

geliştiriyorlardı. Çok katmanlı algılayıcıların bulunması YSA ‘nın tarihsel gelişimi bakımından çok önemli bir adımdır. Bu çalışmalardan sonra YSA ‘ya olan ilgi yeniden ateşlendi. Yapılan seminerlerde çok sayıda makaleler sunuluyor ve yeni bir YSA dalgası bütün disiplinlerde kendini göstermeye başlıyordu. Çünkü tek katmanlı algılayıcının çözemediği XOR problemi çok katmanlı algılayıcıların bulunması ile çözülmüş ve YSA ‘nın çalışmadığını söyleyen bütün tezler çürüttülmüşü.

Aynı zamanlarda Parker ve Werbos tarafından da çok katmanlı algılayıcı ile ilgili olarak bazı çalışmalar yürütülüyordu. Çok katmanlı algılayıcı sadece XOR problemini çözmekle kalmamış aynı zamanda Hopfield ve Boltzman makinelerinin sınırlamalarını da çözmüştü. Bu da dikkatleri daha çok bu ağlar üzerine çekiyordu.

1988’de Broomhead ve Lowe, Radyal tabanlı fonksiyonlar (Radial Basis Functions - RBF) modelini geliştirdiler. Bu ağır çok katmanlı algılayıcılarla alternatif olarak geliştirildiğini belirttiler. Özellikle filtreleme problemlerine oldukça başarılı sonuçlar ürettiler. Daha sonra Specht bu ağların daha gelişmiş şekli olan Probabilistik Ağlar (PNN) ve Genel Regresyon Ağlarını (GRNN) geliştirdi. 1987 yılından bu yana her yıl değişik sempozyumlar ve konferanslar YSA tartışılmakta ve yeni modeller ve öğrenme teknikleri ortaya atılmaktadır.

Günümüzde, YSA artık teorik ve laboratuar çalışmaları olmaktan çıkmış ve günlük hayatı kullanılan sistemler oluşturmaya ve pratik olarak insanlara faydalı olmaya başlamışlardır.

1970 yılından sonra yapılan çalışmaların bazıları kronolojik olarak aşağıdaki gibi listelenebilir.

- 1) 1969 – 1972: Doğrusal ilişkilendiricilerin geliştirilmesi
- 2) 1972: Korelasyon Matriks belleğinin geliştirilmesi
- 3) 1974: Geriye yayılım modelinin (çok katmanlı algılayıcının ilk çalışmalarının) geliştirilmesi.
- 4) Öğretmensiz öğrenmenin geliştirilmesi
 - 1978: ART modelinin geliştirilmesi

- 1982: Kohonen öğrenmesi ve SOM modelinin geliştirilmesi
- 5) 1982: Hopfield ağlarının geliştirilmesi
 - 6) 1982: Çok katmanlı algılayıcıların geliştirilmesi
 - 7) 1984: Boltzman makinesinin geliştirilmesi
 - 8) 1982: Çok katmanlı algılayıcıların (genelleştirilmiş Delta öğrenme kuralı ile) öğrenmesinin geliştirilmesi
 - 9) 1988: RBF modelinin geliştirilmesi
 - 10) 1988: PNN modelinin geliştirilmesi
 - 11) 1991: GRNN modelinin geliştirilmesi
 - 12) 1991'den günümüze sayısız çalışma ve uygulamalar geliştirilmiştir. Bunların listesini burada vermek neredeyse imkansızdır.

3.1.2. Biyolojik Sinir Sistemi ve Yapay Sinir Ağları

Yapay bir sinir ağının modellenebilmesi için öncelikle biyolojik sinir sisteminin işleyişinin ve elemanlarının incelenmesi gerekmektedir. Biyolojik sinir sistemi, merkezde sürekli olarak bilgiyi alan, yorumlayan ve uygun bir karar üreten beynin bulunduğu üç katmanlı bir sistem olarak açıklanır. Bunlar; çevreden gelen girdileri elektriksel sinyallere dönüştürerek beyne iletten Alıcı Sinirler (Receptor), beynin ürettiği elektriksel sinyalleri çıktı olarak uygun tepkilere dönüştüren Tepki Sinirleri ile alıcı ve tepki sinirleri arasında ileri ve geri besleme yaparak uygun tepkiler üreten Merkezi Sinir Ağıdır.



Şekil 3.1. Biyolojik Sinir Sisteminin Blok Gösterimi

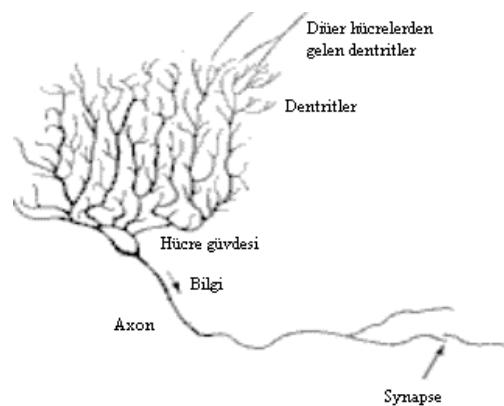
Sinir hücreleri, sinir sisteminin temel işlem elemanıdır. Birbiriyle bağlantılı iki nöronun akson, dentrit, sinaps ve soma olmak üzere dört önemli bölümünü bulunmaktadır.

Tablo 3.1. Biyolojik ve Yapay Sinir Sistemi Elemanları

Biyolojik Sinir Sistemi	Yapay Sinir Ağrı
Nöron	İşlemci Eleman
Dentrit	Toplama Fonksiyonu
Hücre Gövdesi (Soma)	Transfer Fonksiyonu
Aksonlar	Yapay Nöron Çıkışı
Sinaps	Ağırlıklar

Dentritler : Nöronun ağaç köküne benzeyen, görevi hücreye girdilerin sağlanması olan uzantılarıdır.

Hücre Gövdesi (Soma) : Bir nöronun gövdesine soma adı verilir. Hücrenin yaşamasını sağlayan işlevleri görür. Sinapslar aracılığıyla dentritlere geçirilen iletiler birleşerek akson üzerinde elektriksel bir çıktı oluştururlar. Bu çıktıının olup olmayacağı veya çıktıının elektriksel olarak yoğunluğu, sinapsların etkileri sonucu hücreye gelen tüm girdilerin, toplam değeri tarafından belirlenmektedir. Somaya gelen girdilerin ağırlıklı toplamı akson üzerinde çıktı oluşturacak değere ulaştığında, bu değere “esik değer” adı verilmektedir ve “nöron ateşlendi” olarak ifade edilmektedir. Bu şekilde girdiler nöron tarafından değerlendirilerek çıktıya dönüştürülmüş olur.



Şekil 3.2. Biyolojik Sinir Hücresi ve Bileşenleri

Akson: Hücrenin çıktısını göndermeye yarayan uzantısıdır. Bir hücrenin tek bir akson uzantısı bulunur. Ancak bu akson uzantıdan çıkan çok sayıda uzantı ve bunların ucunda sinaptik bağlantılar bulunur.

Sinaps: Sinir hücrelerindeki aksonlarının, diğer sinir hücreleri ve/veya onların dentritleri üzerinde sonlanan özelleşmiş bağlantı noktalarıdır. Bu bağlantı noktalarının görevi aksondaki elektriksel iletinin diğer hücrelere aktarılmasıdır. Bu bağlantı noktalarında iletler elektro-kimyasal süreçlerle diğer hücrelere geçirilir. Sinapslar bağlandıkları dentrit veya nöronda bölgesel olarak elektrik kuvvetini pozitif veya negatif yönde etkileyebilme yeteneğine sahiptirler. Böylelikle bir nöron diğerini etkiler.

İnsan beyنinde yaklaşık 10 milyar sinir hücresi ve 60 trilyon sinaps bulunmaktadır.

3.1.3. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

Günümüzde birçok bilim alanında YSA, aşağıdaki özellikleri nedeniyle etkin olmuş ve uygulama yeri bulmuştur.

- **Doğrusal Olmama:** YSA'nın temel işlem elemanı olan hücre doğrusal değildir. Dolayısıyla hücrelerin birleşmesinden meydana gelen YSA da doğrusal değildir ve bu özellik bütün ağa yayılmış durumdadır. Bu özelliği ile YSA, doğrusal olmayan karmaşık problemlerin çözümünde en önemli araç olmuştur.
- **Öğrenme:** YSA'nın arzu edilen davranışını gösterebilmesi için amaca uygun olarak ayarlanması gereklidir. Bu, hücreler arasında doğru bağlantıların yapılması ve bağlantıların uygun ağırlıklara sahip olması gerektiğini ifade eder. YSA'nın karmaşık yapısı nedeniyle bağlantılar ve ağırlıklar önceden ayarlı olarak verilemez ya da tasaranamaz. Bu nedenle YSA, istenen davranışını gösterecek şekilde ilgilendiği problemden aldığı eğitim örneklerini kullanarak problemi öğrenmelidir.
- **Genelleme:** YSA, ilgilendiği problemi öğrendikten sonra eğitim sırasında karşılaşmadığı test örnekleri için de arzu edilen tepkiyi üretебilir. Örneğin, karakter tanıma amacıyla eğitilmiş bir YSA, bozuk karakter girişlerinde de doğru karakterleri verebilir ya da bir sistemin eğitilmiş YSA modeli, eğitim sürecinde verilmeyen giriş sinyalleri için de sistemle aynı davranışını gösterebilir.
- **Uyarlanabilirlik:** YSA, ilgilendiği problemdeki değişikliklere göre ağırlıklarını ayarlar. Yani, belirli bir problemi çözmek amacıyla eğitilen YSA, problemdeki değişimlere göre tekrar eğitilebilir, değişimler devamlı ise gerçek zamanda da

eğitime devam edilebilir. Bu özelliği ile YSA, uyarlamalı örnek tanıma, sinyal işleme, sistem tanılama ve denetim gibi alanlarda etkin olarak kullanılır.

- **Hata Toleransı:** YSA, çok sayıda hücrenin çeşitli şekillerde bağlanmasıından dolayıdan paralel dağılmış bir yapıya sahiptir ve ağıın sahip olduğu bilgi, ağıdaki bütün bağlantılar üzerine dağılmış durumdadır. Bu nedenle, eğitilmiş bir YSA'nın bazı bağlantılarının hatta bazı hücrelerinin etkisiz hale gelmesi, ağıın doğru bilgi üretmesini önemli ölçüde etkilemez. Bu nedenle, geleneksel yöntemlere göre hatayı tolere etme yetenekleri son derece yüksektir.
- **Donanım ve Hız:** YSA, paralel yapısı nedeniyle büyük ölçekli entegre devre (VLSI) teknolojisi ile gerçeklenebilir. Bu özellik, YSA'nın hızlı bilgi işleme yeteneğini artırır ve gerçek zamanlı uygulamalarda arzu edilir.
- **Analiz ve Tasarım Kolaylığı:** YSA' nın temel işlem elemanı olan hücrenin yapısı ve modeli, bütün YSA yapılarında yaklaşık aynıdır. Dolayısıyla, YSA'nın farklı uygulama alanlarındaki yapıları da standart yapıdaki bu hücrelerden olusacaktır. Bu nedenle, farklı uygulama alanlarında kullanılan YSA'ları benzer öğrenme algoritmalarını ve teorilerini paylaşabilirler. Bu özellik, problemlerin YSA ile çözümünde önemli bir kolaylık getirecektir.

3.1.4. YSA'nın Uygulama Alanları

Son yıllarda YSA, özellikle günümüze kadar çözümü güç ve karmaşık olan ya da ekonomik olmayan çok farklı alanlardaki problemlerin çözümüne uygulanmış ve genellikle başarılı sonuçlar alınabilmiştir. YSA'nın genel bir sınıflandırma ile uygulama alanları aşağıdaki gibi 6 grup içerisinde toplanabilir.

- **Arıza Analizi ve Tespiti :** Bir sistemin, cihazın ya da elemanın düzenli (doğru) çalışma şeklini öğrenen bir YSA yardımıyla bu sistemlerde meydana gelebilecek arızaların tanımlanma olanağı vardır. Bu amaçla YSA; elektrik makinelerinin, uçakların ya da bileşenlerinin, entegre devrelerin v.s. arıza analizinde kullanılmıştır.
- **Tıp Alanında:** EEG ve ECG gibi tıbbi sinyallerin analizi, kanserli hücrelerin analizi, protez tasarımı, transplantasyon zamanlarının optimizasyonu ve hastanelerde giderlerin optimizasyonu v.s gibi uygulama yeri bulmuştur.

- Savunma Sanayi: Silahların otomasyonu ve hedef izleme, nesneleri/görüntülerini ayırma ve tanıma, yeni algılayıcı tasarımları ve gürültü önleme v.s gibi alanlara uygulanmıştır.
 - Haberleşme: Görüntü ve veri sıkıştırma, otomatik bilgi sunma servisleri, konuşmaların gerçek zamanda çevirisini v.s gibi alanlarda uygulama örnekleri vardır.
 - Üretim: Üretim sistemlerinin optimizasyonu, ürün analizi ve tasarımı, ürünlerin (entegre, kağıt, kaynak v.s.) kalite analizi ve kontrolü, planlama ve yönetim analizi v.s. alanlarına uygulanmıştır.
 - Otomasyon ve Kontrol: Uçaklarda otomatik pilot sistemi otomasyonu, ulaşım araçlarında otomatik yol bulma veya gösterme, robot sistemlerin kontrolü, doğrusal olmayan sistem modelleme ve kontrolü, elektrikli sürücü sistemlerin kontrolü v.s. gibi yaygın bir uygulama yeri bulmuştur.

Son yıllarda YSA, özellikle günümüze kadar çözümü güç ve karmaşık olan ya da ekonomik olmayan çok farklı alanlardaki problemlerin çözümüne uygulanmış ve genellikle başarılı sonuçlar alınabilmiştir. YSA aşağıdaki özelliklerini gösteren alanlarda kullanıma uygun bir araçtır:

- Çok değişkenli problem uzayı,
- Probleme ilişkin değişkenler arasında karmaşık etkileşim,
- Çözüm uzayının bulunmaması, tek bir çözümün olması veya çok sayıda çözüm bulunması.

YSA, insan beyninin fonksiyonel özelliklerine benzer şekilde aşağıdaki konularda başarılı bir şekilde uygulanmaktadır.

- Öğrenme
- İlişkilendirme
- Sınıflandırma
- Genelleme
- Tahmin
- Özellik Belirleme
- Optimizasyon

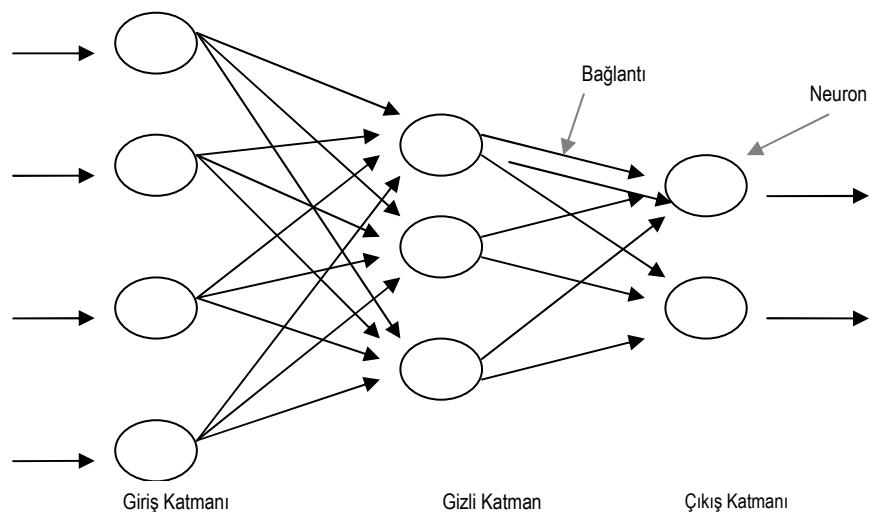
YSA çok farklı alanlara uygulanabildiğinden bütün uygulama alanlarını burada sıralamak zordur.

3.1.5. Yapay Sinir Ağları Yapısı

YSA ile aslında biyolojik sinir ağının bir modeli oluşturulmak istenmektedir. Nöronların aynı doğrultu üzerinde bir araya gelmeleriyle katmanlar oluşturmaktadır. YSA üç katmandan oluşur. Bu katmanlar sırasıyla;

- Girdi katmanı
- Ara Katman
- Çıktı Katmanı'dır.

Girdi katmanı, katmanındaki proses elemanları dış dünyadan bilgileri alarak ara katmanlara transfer ederler. Bazı ağlarda girdi katmanında herhangi bir bilgi işleme olmaz. Literatürde gizli katman olarak da geçen ara katmanda girdi katmanından gelen bilgiler işlenerek çıktı katmanına gönderilirler. Bir ağ içinde birden fazla ara katman olabilir. Çıktı katmanındaki proses elemanları ara katmandan gelen bilgileri işleyerek ağın girdi katmanından sunulan girdi seti için üretmesi gereken çıktıyı üretirler. Üretilen çıktı dış dünyaya gönderilir.



Şekil 3.3. Yapay Sinir Ağı Modeli

YSA öğrenme sürecinde, gerçek hayatı problem alanına ilişkin veri ve sonuçlardan, bir başka deyişle örneklerden yararlanır. Gerçek hayatı problem alanına ilişkin değişkenler YSA'nın girdi dizisini, bu değişkenlerle elde edilmiş gerçek hayatı ilişkin sonuçlar ise YSA'nın ulaşması gereken hedef çıktılarının dizisini oluşturur.

Öğrenme süresinde, seçilen öğrenme yaklaşımına göre ağırlıklar değiştirilir. Ağırlık değişimi, öğrenmeyi ifade eder. YSA'da ağırlık değişimi yoksa, öğrenme işlemi de durmuştur. Başlangıçta bu ağırlık değerleri rastgele atanır. YSA kendilerine örnekler gösterildikçe, bu ağırlık değerlerini değiştirirler. Amaç, ağa gösterilen örnekler için doğru çıktıları üretecek ağırlık değerlerini bulmaktır. Ağın doğru ağırlık değerlerine ulaşması örneklerin temsil ettiği olay hakkında, genellemeler yapabilme yeteneğine kavuşması demektir. Bu genelleştirme özelliğine kavuşması işlemeye “ağın öğrenmesi” denir.

YSA'nın öğrenme sürecinde temel olarak üç adım bulunmaktadır.

- Çıktıları hesaplamak,
- Çıktıları hedef çıktılarla karşılaştırmak ve hatayı hesaplanmak
- Ağırlıkları değiştirerek süreci tekrarlamak

3.1.6 Yapay Sinir Hücresi

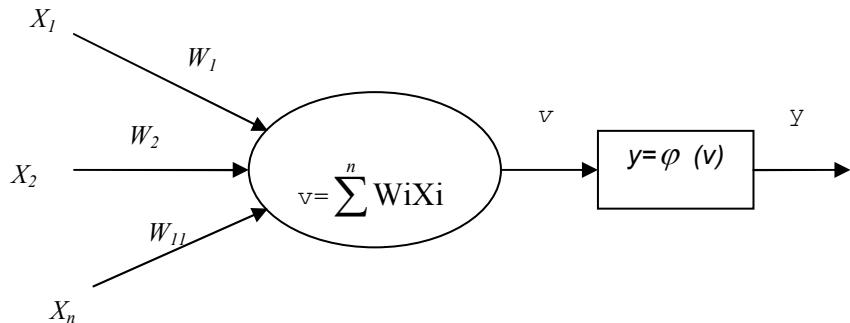
Yapay sinir hücreleri, YSA'nın çalışmasına esas teşkil eden en küçük bilgi işleme birimleridir. Geliştirilen hücre modellerinde bazı farklılıklar olmakla birlikte genel özellikleri ile bir yapay hücre modeli, girdiler, ağırlıklar, birleştirme fonksiyonu, aktivasyon (etkinleştirme) fonksiyonu ve çıktılar olmak üzere 5 bileşenden meydana gelir.

Girdiler, diğer hücrelerden ya da dış ortamlardan hücreye giren bilgilerdir.

Bilgiler, bağlantılar üzerindeki ağırlıklar üzerinden hücreye girer ve ağırlıklar, ilgili girişin hücre üzerindeki etkisini belirler.

Birleştirme fonksiyonu, bir hücreye gelen net girdiyi hesaplayan bir fonksiyondur ve genellikle net girdi, girişlerin ilgili ağırlıkla çarpımlarının toplamıdır. Birleştirme fonksiyonu, ağ yapısına göre maksimum alan, minimum alan ya da çarpım fonksiyonu olabilir.

Aktivasyon fonksiyonu ise birleştirme fonksiyonundan elde edilen net girdiyi bir işleminden geçirerek hücre çıktısını belirleyen ve genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyondur. Hücre modellerinde, net girdiyi artıran +1 değerli polarma girişi ya da azaltan -1 değerli eşik girişi bulunabilir ve bu giriş de sabit değerli bir giriş olarak girdi vektörü (x_0), katsayısı ise (genellikle b ile gösterilir) ağırlık vektörü (W_0) içerisinde alınabilir.



Şekil 3.4. Yapay Sinir Hücresi ve Bileşenleri

$$v = \sum_{i=1}^n W_i X_i, \quad y = \varphi(v) \quad (3.1)$$

Burada; W - hücrenin ağırlıklar matrisini, x -hücrenin giriş vektörünü, v - hücrenin net girişini, y - hücrenin çıkışını ve $\varphi(\cdot)$ - hücrenin aktivasyon fonksiyonunu göstermektedir. x giriş vektörünün bileşenlerinin dış (geri beslemesiz) girişler olması durumunda hücrenin doğrusal olmayan statik bir işlevi gerçekleştireceği görülmektedir.

- Girdiler, diğer hücrelerden ya da dış ortamlardan hücreye giren bilgilerdir.
 - Bilgiler, bağlantılar üzerindeki ağırlıklar üzerinden hücreye girer ve ağırlıklar, ilgili girişin hücre üzerindeki etkisini belirler. Ağırlıklar bir nörona girdi olarak kullanılacak değerlerin göreceli kuvvetini (matematiksel katsayısını) gösterir.
- Yapay sinir ağı içinde girdilerin nöronlar arasında iletimini sağlayan tüm

bağlantıların farklı ağırlık değerleri bulunmaktadır. Böylelikle ağırlıklar her işlem elemanının her girdisi üzerinde etki yapmaktadır.

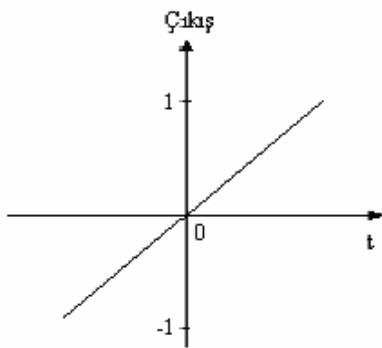
- Birleştirme fonksiyonu, bir hücreye gelen net girdiyi hesaplayan bir fonksiyondur ve genellikle net girdi, girişlerin ilgili ağırlıkla çarpımlarının toplamıdır. Birleştirme fonksiyonu, ağ yapısına göre maksimum alan, minimum alan ya da çarpım fonksiyonu olabilir.
- Transfer fonksiyonu olarak da geçen aktivasyon fonksiyonu, birleştirme fonksiyonundan elde edilen net girdiyi bir işleminden geçirerek hücre çıktısını belirleyen ve genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyondur. Hücre modellerinde, hücrenin gerçekleştireceği işleve göre çeşitli tipte aktivasyon fonksiyonları kullanılabilir. Aktivasyon fonksiyonları sabit parametreli ya da uyarlanabilir parametreli seçilebilir. En uygun aktivasyon fonksiyonu tasarımcının denemeleri sonucunda belli olur. Aktivasyon fonksiyonunun seçimi büyük ölçüde yapay sinir ağının verilerine ve ağın neyi öğrenmesinin istendiğine bağlıdır. Geçiş fonksiyonları içinde en çok kullanılan sigmoid ve hiperbolik tanjant fonksiyonlarıdır. Örneğin eğer ağın bir modelin ortalama davranışını öğrenmesi isteniyorsa sigmoid fonksiyon, ortalamadan sapmanın öğrenilmesi isteniyorsa hiperbolik tanjant fonksiyon kullanılması önerilmektedir.
- Çıktı: Aktivasyon fonksiyonundan geçirildikten sonra elde edilen değer, çıktı değeridir.

3.1.7. Aktivasyon Fonksiyonları

Aktivasyon fonksiyonları bir YSA'da nöronun çıkış genliğini, istenilen değerler arasında sınırlar. Bu değerler genellikle $[0,1]$ veya $[-1,1]$ arasındadır. YSA'da kullanılacak aktivasyon fonksiyonlarının türevi alınabilir olması ve süreklilik arz etmesi gereklidir. Lineer veya doğrusal olmayan transfer fonksiyonlarının kullanılması YSA'ların karmaşık ve çok farklı problemlere uygulanmasını sağlamıştır.

3.1.7.1. Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu

Çok katmanlı YSA'nın çıkış katmanında kullanılır. Hücrenin net girdisini doğrudan hücre çıkışı olarak verir. Net değere v dersek doğrusal aktivasyon fonksiyonu matematiksel olarak $y=Av$ şeklinde tanımlanabilir. Grafiği aşağıdaki gibidir.



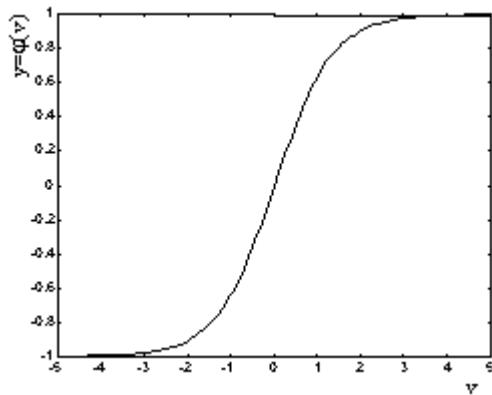
Şekil 3.5. Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu

3.1.7.2. Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu

Şekil 1.5 de grafiği verilen çift yönlü sigmoid (tanh) fonksiyonu, türevi alınabilir, sürekli ve doğrusal olmayan bir fonksiyon olması nedeniyle doğrusal olmayan problemlerin çözümünde kullanılan YSA’nda tercih edilir. Çift yönlü sigmoid fonksiyonun tanımı Denklem 3.2’de ve tek yönlü sigmoid fonksiyonunun matematiksel ifadesi ise Denklem 3.3’de verilmiştir.

$$\varphi(v) = a \frac{1-e^{-bv}}{1+e^{-bv}} \quad (3.2)$$

$$\varphi(v) = a \frac{1}{1+e^{-bv}} \quad (3.3)$$



Şekil 3.6. Sigmoid (tanh) Aktivasyon Fonksiyonu

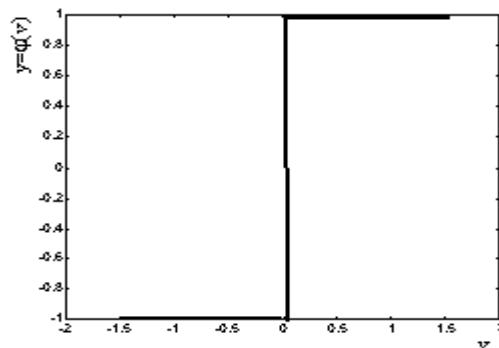
Sigmoid fonksiyonlarında a ve b katsayıları genellikle birim olarak alınır ancak, YSA’nın eğitiminde öğrenme oranını hızlandırıcı etkilerinin olduğu ve en uygun değerleri ise

$a=1.716$, $b=2/3$ olarak belirlenmiştir. Ayrıca, a ve b katsayılarının YSA'ının eğitim sürecinde uyarlanmasıyla sabit katsayılı fonksiyona göre daha iyi bir performans elde edilebilmektedir.

3.1.7.3. Eşik Aktivasyon Fonksiyonu

McCulloch-Pitts modeli olarak bilinen eşik aktivasyon fonksiyonlu hücreler, mantıksal çıkış verir ve sınıflandırıcı ağlarda tercih edilir, şekil 1.6. Perceptron (Algılayıcı) olarak da söylenen eşik fonksiyonlu hücrelerin matematiksel modeli aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$y = \varphi(v) = \begin{cases} 1 & v \geq 0 \\ -1 & v < 0 \end{cases} \quad (3.4)$$



Şekil 3.7. Eşik Aktivasyon Fonksiyonu

3.1.7.4. Tanjant Hiperbolik Fonksiyonu

Tanjant hiperbolik fonksiyonu, sigmoid fonksiyonunun biraz farklı şeklidir. Giriş uzayının genişletilmesinde etkili bir aktivasyon fonksiyonudur. Sigmoid fonksiyonun çıktı aralığı 0 ve 1 olurken, hiperbolik tanjant fonksiyonunun çıktıları -1 ve 1 aralığında bulunmaktadır.

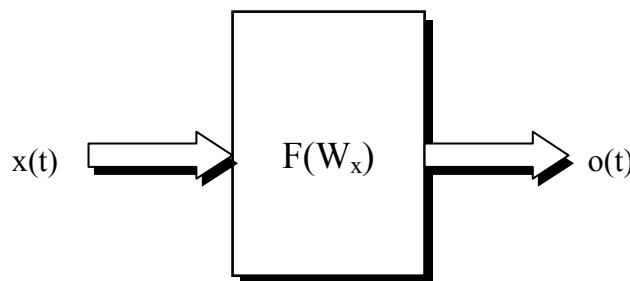
3.1.8. YSA'nın Sınıflandırılması

YSA, mimarî yapılarına ve öğrenme şekillerine göre iki farklı şekilde sınıflandırılırlar. Mimarî yapılarına göre ileri beslemeli (feedforward) ve geri beslemeli (feedback) olarak sınıflandırılırken; öğrenme yöntemlerine göre ise danışmanlı, danışmansız ve takviyeli olarak sınıflandırılırlar.

Bu tezde kullanılan YSA danışmanlı öğrenme yolu ile öğrenen geri beslemeli bir ağdır.

3.1.8.1. İleri Beslemeli Ağlar

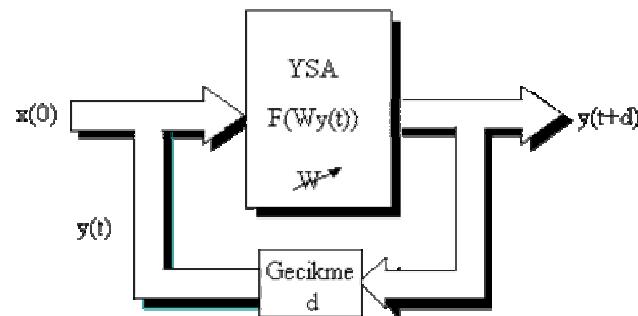
İleri beslemeli bir ağda işlemci elemanlar (İE) genellikle katmanlara ayrılmışlardır. İşaretler, giriş katmanından çıkış katmanına doğru tek yönlü bağlantılarla iletilir. İE'ler bir katmandan diğer bir katmana bağlantı kurarlarken, aynı katman içerisinde bağlantıları bulunmaz. Şekil 1.8'de ileri beslemeli ağ için blok diyagram gösterilmiştir. İleri beslemeli ağlara örnek olarak çok katmanlı perseptron (Multi Layer Perceptron-MLP) ve LVQ (Learning Vector Quantization) ağları verilebilir.



Şekil 3.8 İleri Beslemeli Ağ İçin Blok Diyagram

3.1.8.2. Geri Beslemeli Ağlar

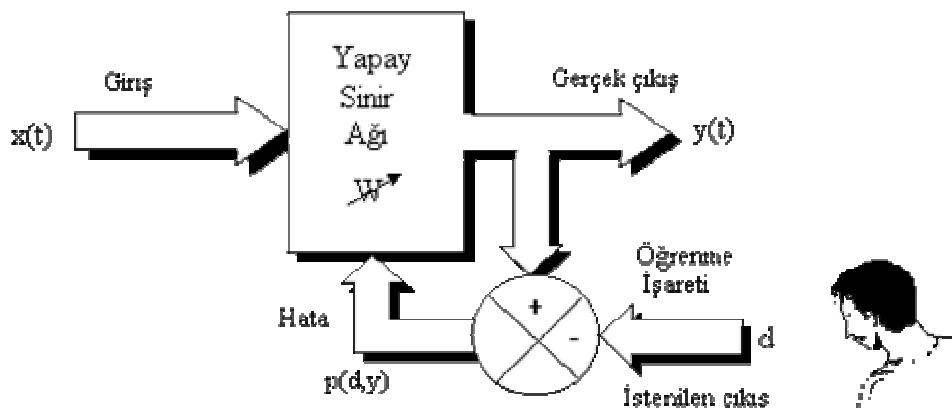
Bir geri beslemeli sinir ağı, çıkış ve ara katlardaki çıkışların, giriş birimlerine veya önceki ara katmanlara geri beslendiği bir ağ yapısıdır. Böylece, girişler hem ileri yönde hem de geri yönde aktarılmış olur. Bu çeşit sinir ağlarının dinamik hafızaları vardır ve bir andaki çıkış hem o andaki hem de önceki girişleri yansıtır. Bundan dolayı, özellikle önceden tahmin uygulamaları için uygunlardır. Bu ağlar çeşitli tipteki zaman-serilerinin tahmininde oldukça başarı sağlamışlardır. Bu ağlara örnek olarak Hopfield, SOM (Self Organizing Map), Elman ve Jordan ağları verilebilir.



Şekil 3.9. Geri Beslemeli Ağ İçin Blok Diyagram

3.1.8.3. Danışmanlı Öğrenme (Supervised Learning)

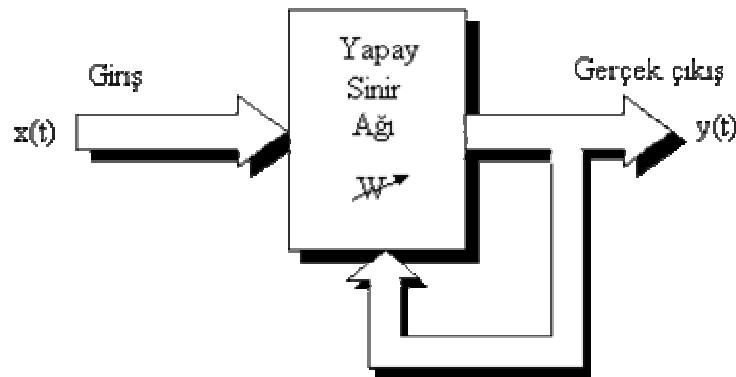
Bu tip öğrenmede, YSA'ya örnek olarak bir doğru çıkış verilir. İstenilen ve gerçek çıktı arasındaki farka (hataya) göre İE'ler arası bağlantıların ağırlığını en uygun çıkış elde etmek için sonradan düzenlenebilir. Bu sebeple danışmanlı öğrenme algoritmasının bir öğretmene veya danışmana ihtiyacı vardır. Widrow-Hoff tarafından geliştirilen delta kuralı ve Rumelhart ve McClelland tarafından geliştirilen genelleştirilmiş delta kuralı veya geri besleme (back propagation) algoritması danışmanlı öğrenme algoritmalarına örnek olarak verilebilir.



Şekil 3.10. Danışmanlı Öğrenme Yapısı

3.1.8.4. Danışmansız Öğrenme (Unsupervised Learning)

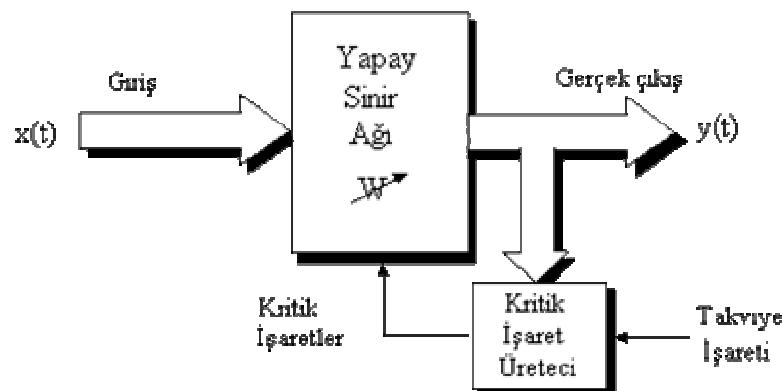
Bu öğrenme algoritmalarında, istenilen çıkış değerinin bilinmesine gerek yoktur. Öğrenme süresince sadece giriş bilgileri verilir. Ağ daha sonra bağlantı ağırlıklarını aynı özellikleri gösteren desenler (patterns) oluşturmak üzere ayarlar. Grossberg tarafından geliştirilen ART (Adaptive Resonance Theory) veya Kohonen tarafından geliştirilen SOM (Self Organizing Map) öğrenme kuralı danışmansız öğrenmeye örnek olarak verilebilir.



Şekil 3.11. Danışmansız Öğrenme Yapısı

3.1.8.5. Takviyeli öğrenme (Reinforcement learning)

Bu öğrenme tekniğinde de istenen çıkış gibi bir bilgiye gerek yoktur. Fakat elde edilen çıkışın verilen girişe karşılık iyiliğini değerlendiren bir kriter kullanılmaktadır. Optimizasyon problemlerini çözmek için Hinton ve Sejnowski'nin geliştirdiği Boltzmann kuralı takviyeli öğrenmeye örnek olarak verilebilirler.



Şekil 3.12. Takviyeli Öğrenme Yapısı

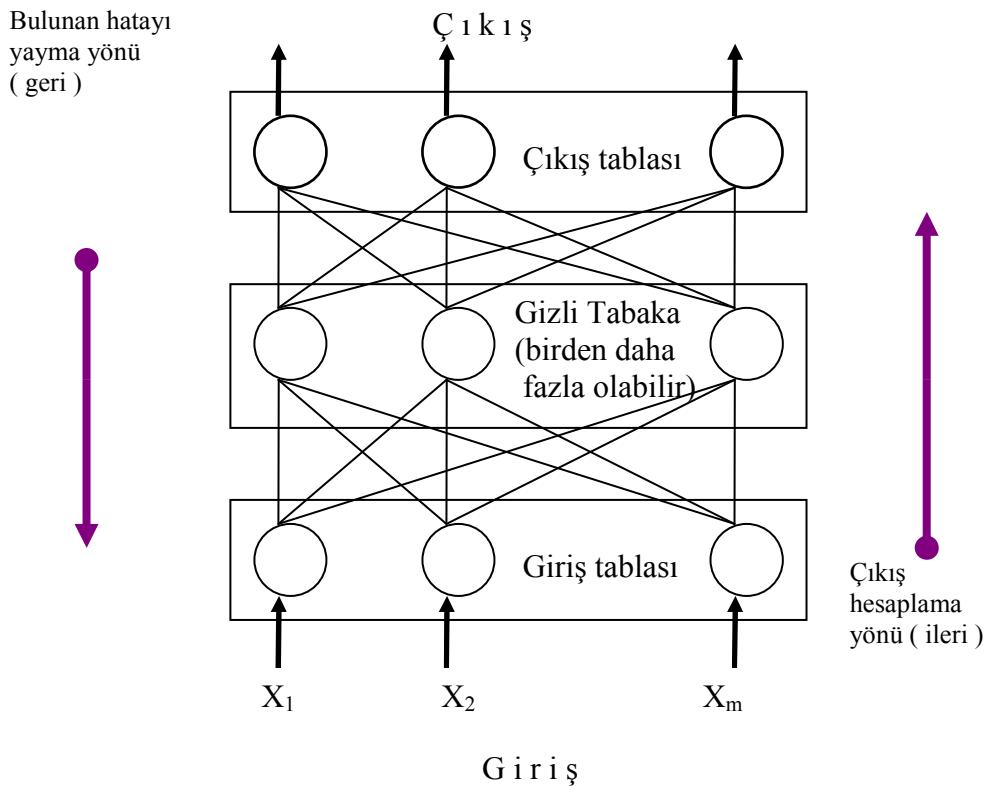
3.1.9. Çok Katmanlı Algılayıcılar ve Öğrenme Algoritmaları

Özellikle mühendislik uygulamalarında en çok kullanılan sinir ağları modelidir. Bir çok öğretme algoritmasının bu ağları eğitmede kullanılabilir olması, bu modelin yaygın kullanılmasının sebebidir.

Bir ÇKA modeli, bir giriş, bir veya daha fazla ara ve bir de çıkış katmanından oluşur. Bir katmandaki bütün işlem elemanları bir üst katmandaki bütün işlem elemanlarına bağlıdır. Bilgi akışı ileri doğru olup geri besleme yoktur. Bunun için ileri beslemeli sınır ağı modeli olarak adlandırılır.

Giriş katmanında herhangi bir bilgi işleme yapılmaz. Buradaki işlem elemanı sayısı tamamen uygulanan problemler giriş sayısına bağlıdır.

Ara katman sayısı ve ara katmanlardaki işlem elemanı sayısı ise, deneme-yanılma yolu ile bulunur. Çıkış katmanındaki eleman sayısı ise yine uygulanan probleme dayanılarak belirlenir.



Şekil 3.13. Geri Yayılım ÇKA Yapısı

ÇKA ağlarında, ağa bir örnek gösterilir ve örnek neticesinde nasıl bir sonuç üreteceği de bildirilir (danışmanlı öğrenme). Örnekler giriş katmanına uygulanır, ara katmanlarda işlenir ve çıkış katmanından da çıkışlar elde edilir. Kullanılan eğitme algoritmasına

göre, ağıın çıkışı ile arzu edilen çıkış arasındaki hata tekrar geriye doğru yayılarak hata minimuma düşünceye kadar ağıın ağırlıkları değiştirilir.

İleri beslemeli ağlar, en genel anlamıyla giriş uzayıyla çıkış uzayı arasında statik haritalama yapar. Bir andaki çıkış, sadece o andaki girişin bir fonksiyonudur.

3.1.9.1. Geri Yayılm Algoritması

Bir çok uygulamalarda kullanılmış en yaygın öğretme algoritmasıdır. Anlaşılması kolay ve matematiksel olarak ispatlanabilir olmasından dolayı en çok tercih edilen öğretme algoritmasıdır. Bu algoritma, hataları geriye doğru çıkıştan girişe azaltmaya çalışmasından dolayı geri yayılım ismini almıştır.

Tipik çok katlı geri yayılım ağı, daima bir giriş tabakası, bir çıkış tabakası ve en az bir gizli tabakaya sahiptir. Gizli tabakaların sayısında teorik olarak bir sınırlama yoktur. Fakat genel olarak bir veya iki tane bulunur. Geri yayılım algoritması , gradyen azalan ve MLP'leri eğitmede en çok kullanılan temel bir algoritmadır.

Eğitme işlemi ve eğitimden sonraki test işlemi bu akışa göre yapılır. Bu algoritma ile, i ve j kat işlem elemanları arasındaki ağırlıklardaki $\Delta w_{ji}(t)$ değişikliği hesaplanır. Bu ifade,

$$\Delta w_{ji}(t) = \eta \delta_j x_i + \alpha \Delta w_{ji}(t-1) \quad (3.5)$$

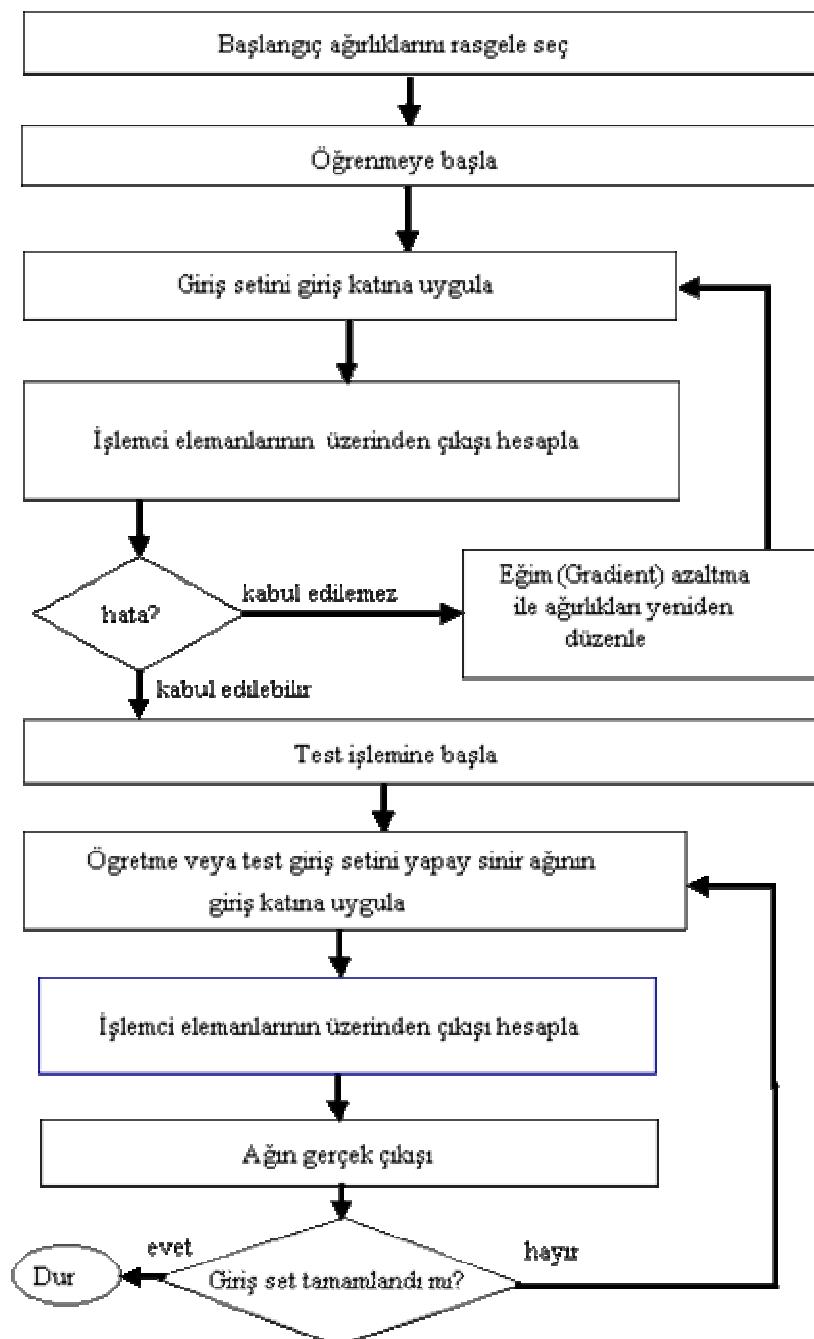
olarak verilir. Eşitlik 3.5'de η öğrenme katsayısı, α momentum katsayısı ve δ_j ara veya çıkış katındaki herhangi bir j nöronuna ait bir faktördür. Çıkış katı için bu faktör aşağıdaki şekilde verilir.

$$\delta_j = \frac{\partial f}{\partial net_j} [y_j^{(t)} - y_j] \quad (3.6)$$

Burada, $net_j = \sum x_j w_{ji}$ ve $y_j(t)$ ise j işlemci elemanın hedef çıkışıdır. Ara katlardaki IE'ler için ise bu faktör,

$$\delta_j = \left(\frac{\partial f}{\partial net_j} \right) \sum w_{qi} \delta_q \quad (3.7)$$

olarak verilir. Ara katlardaki İE'ler için herhangi bir hedef çıkış olmadığından, Eşitlik (2.4) yerine Eşitlik (2.5) kullanılır. Bu duruma bağlı olarak çıkış katından başlayarak δ_j faktörü, bütün katlardaki İE'ler için hesaplanır. Daha sonra Eşitlik 3.5'teki formüle bağlı olarak, bütün bağlantılar için ağırlıkların güncelleştirilmesi gerçekleştirilir.



Şekil 3.14. Çok Katmanlı Bir Perceptron Geri Yayılm Akış Şeması

3.2. ÖZYÜZLER YÖNTEMİ

Özyüzler yöntemi temel bileşen analizine dayalı bir yöntemdir. Bu yöntem yüzdeki en gerekli bilgilerin bir grup karakteristik yüz üzerinden elde edilmesi ve daha sonra diğer yüzlerin bu özyüz adı verilen resimlerin birer doğrusal bileşimi olarak ifade edilmesi ilkesine dayanmaktadır. Özyüzler eğitim kümesinde yer alan yüzlerin temel bileşenlerini oluşturmaktadır. Tanıma olayı yeni bir yüzün bu elde edilen özyüzler tarafından gerilen yüz uzayına izdüşümü ile gerçekleşmektedir. Projeksiyon sonucu elde edilen konum, sisteme tanıtılmış yüzlerin bu yüz uzayındaki konumları ile karşılaşılır. Yeteri kadar yakın olan bireyler varsa, bu yeni yüz sisteme daha önce tanıtılmış demektir. Aksi halde yeni yüzün yüz uzayındaki konumu saklanarak, sistemin bu yüzü tanımaması sağlanır.

3.2.1. Matematiksel Altyapı

Özyüzler yönteminin işlem basamaklarının anlaşılabilmesi için öncelikle varyans, kovaryans, özdeğer ve özvektör tanımlarının hatırlanması gerekmektedir. Ayrıca ilerleyen konularda kullanılacağı için lineer cebirde konularından olan tekil değer işlemeye de deiginilecektir.

3.2.1.1 Varyans

$$X = [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 12 \ 6 \ 7 \ 8 \ 99 \ 10]$$

X örnek setinin ortalamasının hesaplanması aşağıdaki gibidir.

Formül şudur: ortalama = bütün sayıların toplamı / sayıların sayısı

Fakat bu şekilde küme içerisindeki sayılarla ilgili bilgi edinilemez. Aşağıda da görüleceği gibi aynı ortalama değerine sahip elemanları birbirinden farklı iki küme olabilir.

$$A = [0 \ 2 \ 4 \ 6] \quad B = [1 \ 2 \ 5 \ 4]$$

Bu iki küme arasındaki farkın ifade edilebilmesi için verilerin dağılımının değişimi alınmalıdır. Varyans bu değişim dağılımının ifadesidir. SD (standart deviasyon) gibidir.

SD: Her bir noktanın ortalamadan olan uzaklıği olarak tanımlanabilir.

SD Hesaplanması: Her bir noktanın ortalamadan uzaklığının karesi alınır. N-1'e bölünür ve karekökleri alınır. Negatif ise pozitif karekök alınır.

$$\sigma^2 = \frac{\sum (X - \mu)^2}{N} \quad (3.8)$$

3.2.1.2. Kovaryans:

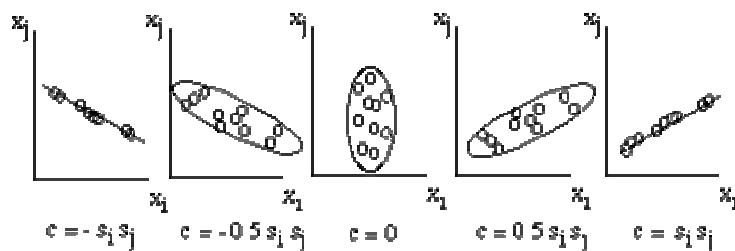
Varyans ve SD sadece bir boyutludur. Varyans ve SD için örnek veri seti olarak odadaki bütün kişilerin boyu kümesi ya da en son Görüntü İşleme dersinin notları alınabilir. Fakat çoğu veri seti aslında tek boyutlu değildir. Çok boyutludur. Bu tür veri setlerinin analizinde amaç boyutlar arasında bir ilişkinin bulunup bulunmadığını incelemektir. Örneğin veri kümesi sınıfındaki öğrencilerin boyları ve Görüntü İşleme dersi sınavından aldığı notlardan oluşabilir. Bu sayede sınıfındaki öğrencilerin boyları ile dersten aldığı notlar arasındaki etkileşimin istatistikî analizi yapılabilir. Kovaryans bu tip ölçütür. Her zaman iki boyut arasında ölçülür. Eğer bir boyut ile kendisi arasında kovaryans hesaplanırsa varyans elde edilir. Eğer 3 boyutlu bir veri setinde (x, y, z) X ve Y, X ve Z ile Y ve Z boyutları arasında kovaryans ölçülebilir. X ile X, Y ile Y ve Z ile Z arasında kovaryans ölçümü X, Y ve Z boyutlarının varyansını verir.

Görüntü İşleme dersi için öğrencilerin toplam kaç saat çalıştığı bir boyutta ve sınav notları da diğer bir boyutta tutuluyor olsun.

H:Sınav hazırlama süresi

M:Alınan not

Burada elde edilen değerlerden çok değerlerin işaretleri önemlidir. Eğer işaret pozitif ise bu çalışma saati arttıkça alınan notta artıyor demektir. Eğer işaret negatif ise yani bir boyutun değeri artıryken diğer boyutun değeri azalıyorsa çalışma saati arttıkça alınan not düşüyor demektir. Son durum kovaryansın sıfır olma durumudur. Bu iki boyutun birbirinden bağımsız olduğu anlamına gelir.



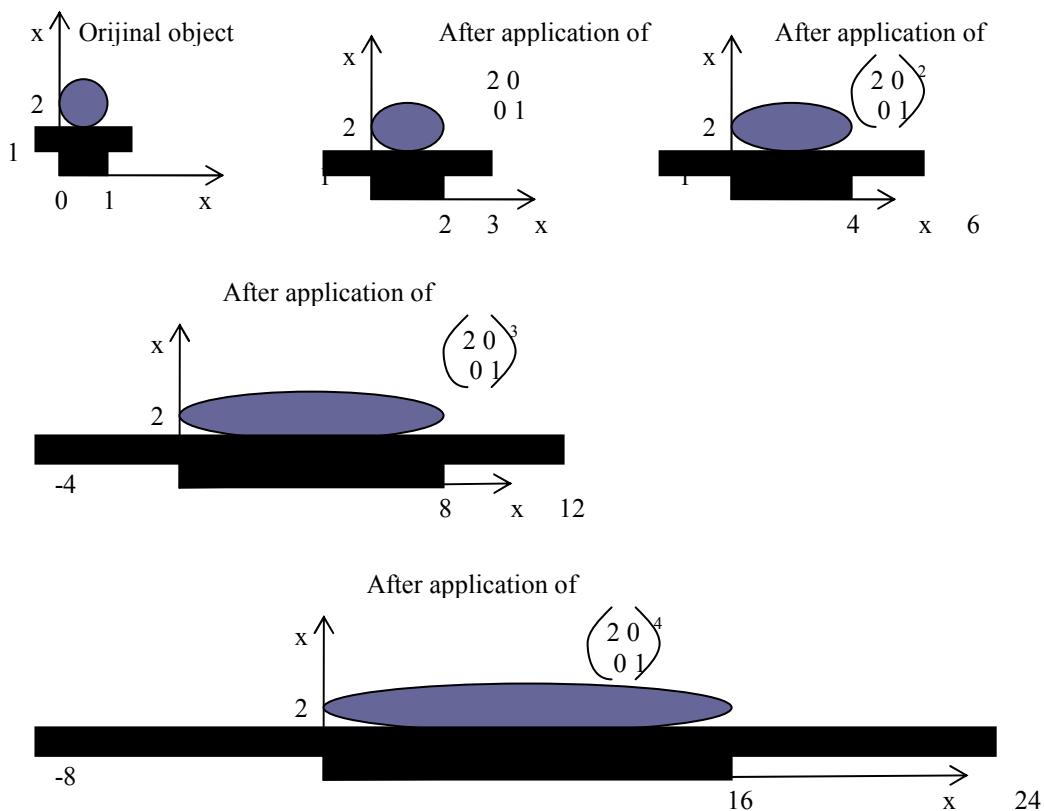
Şekil 3.15. Kovaryans Grafiksel Gösterimi

Tüm farklı boyutlar arasında mümkün olan kovaryans değerleri bulmak için yapılması gereken onları hesaplamak ve bir matrise koymaktır. $\text{cov}(a,b) = \text{cov}(b,a)$ ise matris simetriktir.

3.2.1.3. Özdeğer ve Özvektörler:

Eğer kare bir matris bir vektör ile çarpılırsa orijinal pozisyonu değiştirilmiş başka bir vektör elde edilir. Sol çarpan olarak kullanıldığında vektörü $y = x$ üzerinde yansıtın bir transformasyon matrisi için $y = x$ üzerinde bir vektör, vektörün hem kendisini hem de yansımmasını temsil etmektedir. Bu vektör (ve vektörün bütün çarpanları) dönüşüm vektörünün özvektörleridir. Özvektörler sadece kare matrisler için bulunabilir. Özvektörü olan $n*n$ lik bir matrisin n tane özvektörü vardır.

Özvektörlerin diğer bir özelliği eğer vektör ölçeklenirse ve daha sonra çarpılırsa ölçeklenmiş ve ölçeklenmemiş olduğu durumlardaki elde edilen değerler birbirine eşit olmalıdır. Bunun sebebi şudur: Eğer bir vektör bir oranda ölçeklenirse yapılan iş onu biraz daha uzun hale getirmektir. [19]



Şekil 3.16. Özvektörlerin Ölçeklenmesi

Bir matrisin bütün özvektörleri dikeydir. Yani bütün özvektörler ortogonaldır. Bu önemlidir. Çünkü bu sayede veri x ve y eksenlerinde ifade ediliyorken artık sadece tek boyutlu dikey bir vektörün terimleri olarak ifade edilebilir. Her bir özvektör onunla ilintili özdeğer olarak adlandırılan bir değere sahiptir. Temel özvektörler de kendileri ile ilintili en yüksek özdeğer değerlerine sahip olan özvektörlerdir.

3.2.1.4. Tekil Değer Ayırtırma (SVD)

svd fonksiyonu A kare matrisinden, U, S ve V gibi üç matris üretir. S matrisi A ile aynı boyutta olup sadece köşegen üzerinde olan elemanları sıfır olan bir matristir. Köşegen üzerinde olan elemanlarda büyükten küçüğe doğru sıralanır. Köşegen üzerindeki bu elemanlar matrisin tekil değerleri adını alır. U ve V ise elemanları 0-1 aralığında olan matrislerdir ve aşağıdaki özelliği sağlar.

$$USV^T = A \quad (3.9)$$

3.2.2. Özyüz Yaklaşımı

Yüz görüntülerinden belirleyici nitelikteki bilgiler çıkarılır. Bir eğitim seti oluşturulur. Tanınması istenen resmin de aynı şekilde nitelikleri çıkartılır. Daha önceden işlenmiş set ile kıyaslanır. Test resmine değerleri en yakın olan resim eğitim setinden seçilir.

Görüntü n^* n lik çok boyutlu uzayda tanımlıdır. Yani n^* n görüntünün boyutlarıdır. Bir kovaryans matrisin birçok özvektörü olabilir. Ancak bunlardan çok azı temel bileşenleridir. Her bir özvektör yüz içerisinde farklı oranda bir değişim miktarını bulmada kullanılır. Fakat kayda değer değişimleri saptamak için sadece temel bileşenler incelenir.

Bir görüntü setinin en yüksek özdeğer değerlerine sahip özvektörleri o setin temel bileşenleridir. Daha düşük önemdeki bileşenleri yok saydığımızda bilgi kaybı olabilir. Fakat özdeğerler küçük ise çok fazla bir şey kaybedilmez. Elde edilen bu özvektörler ile özyüzler oluşturulabilir.

3.2.3. Özyüzlerin Bulunması

1. Bir grup yüz görüntüsü ele alalım. Bir görüntü n^* n boyutlu bir dizide saklanabilir. Bu görüntü vektörü olarak düşünülebilir. $[\Gamma]$

$\{\Gamma_i | i = 1, \dots, M\}$ M görüntü sayısı

2. Görüntü grubunun ortalaması bulunur.

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (3.10)$$

3. Her bir görüntünün ayrı ayrı ortalamadan farkı hesaplanır.

$$\phi_i = \Gamma_i - \psi; i = 1, \dots, M \quad (3.11)$$

Kovaryans matris hesaplanır.

$$C = A^T A \quad A = [\phi_1, \dots, \phi_M] \quad (3.12)$$

Bu yaklaşımındaki problem kovaryans matrisin çok büyük olmasıdır. Bu işlem imge grubu için tamamlanamayabilir. Örneğin 256*256 boyutlu bir görüntünün kovaryans matrisi 256*256 satır ve 256*256 sütun olacaktır. Bu matrisin saklanması ise çok zordur, hatta imkansızdır. Ayrıca bu matrisin bulunması da çok zor hesaplamalar gerektirir.

Bu problemi çözmek için öncelikle L matrisi hesaplanır.

$$L = A^T A \quad (3.13)$$

Bununla ilişkili özvektör bulunur: $V_1(1, \dots, M)$

C kovaryans matrisinin özvektörleri şu şekilde bulunabilir.

$$U = [U_1, \dots, U_M] = [\phi_1, \dots, \phi_M] [V_1, \dots, V_M] = A \cdot V \quad (3.14)$$

Yukarıdaki yöntem ile elde edilen özyüzler ancak çok düzenli durumlarda yüz görüntülerini tanımda yeterlidir. Işıklandırma test ve eğitim setlerinde aynı kullanıldığı, verilen yüz görüntülerinin test ve eğitim setinde aynı büyüklükte olduğu, kişinin kameraldan uzaklığının iki küme için de aynı olduğu, atkı gibi yüzün belirli

kısımlarının işlenmesini engelleyici faktörlerin iki kümede de bulunmadığı varsayılmıştır.

3.3. UYGULAMA I

Bu uygulama da amaç görüntünün içerisinde yüz olup olmadığını tespitidir. Yüzün algılanması için YSA kullanılmıştır. YSA'ya verilen piksellerin sadece yüzü ifade etmesi önemlidir. Gereksiz olan veriler öğrenmeyi etkilemektedir. Bu yüzden önişlem olarak maskeleme uygulanmıştır. Işıklandırma etkisini yok edebilmek için tüm resimler belli bir ışıklandırma seviyesine çekilmiştir.

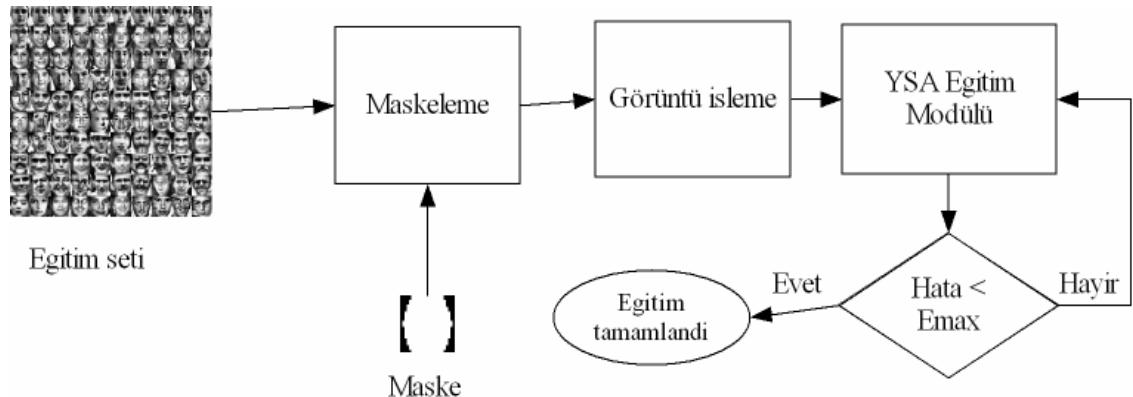
Yüz algılama için kullanılan eğitim seti aşağıdadır.



Şekil 3.17. Yüz Algılama Probleminde Kullanılan Eğitim Seti

3.3.1. Yapay Sinir Ağının Eğitimi

Şekil 3.17'deki resimler yüz görüntüsünü sisteme tanıtmak için kullanıldı. 450 tane yüz olmayan resim de yüz olmayan örnekleri ayırt etmek için kullanıldı. Yüzlerin çıktısı 1, yüz olmayan resimlerin çıktısı da 0 olarak eğitim setine kaydedildi.



Şekil 3.18. Yüz Algılama Probleminde Ağın Eğitilmesi

3.3.2. Test Verileri Üzerinde Yapılan İşlemler

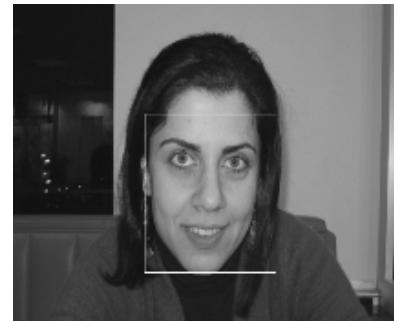
Bu kısımda ağ eğitildikten sonra dışardan bir resim test amaçlı olarak ağa verilir. 25x25 piksellik pencere tüm resim üzerinde gezdirilir. Pencereyi gezdirme esnasında pencerenin bulunduğu pikseller YSA'ya sunulur. Eğer ağın çıkışı beklenen değerin üzerinde ise pencerenin içerisindeki bölge yüz olarak belirlenir. Daha sonra pencere 2 piksel kaydırılır. Aynı işlemler bu pikseller için de yapılır. Pencere tüm resim üzerinde gezdirildikten sonra resim verilen oranlarda ölçeklenip tekrar pencere gezdirme işlemi yapılır. Ölçekleme işlemi bittikten sonra bulunan yüzler gösterilir.

Resim üzerinde gezdirilen pencerenin görünümü aşağıdaki gibidir.



Şekil 3.19. Resim Üzerinde Gezdirilen Pencere

Ölçeklemelerden sonra pencere öyle bir noktaya gelecektir ki yüzün tamamını kapsayabilecektir. Bu noktada ağın çıkışı pencere içerisindeki resmi yüz olarak sınıflandıracaktır.



Şekil 3.20. Pencerenin Yüzün Üzerine Tam Oturmuş Hali

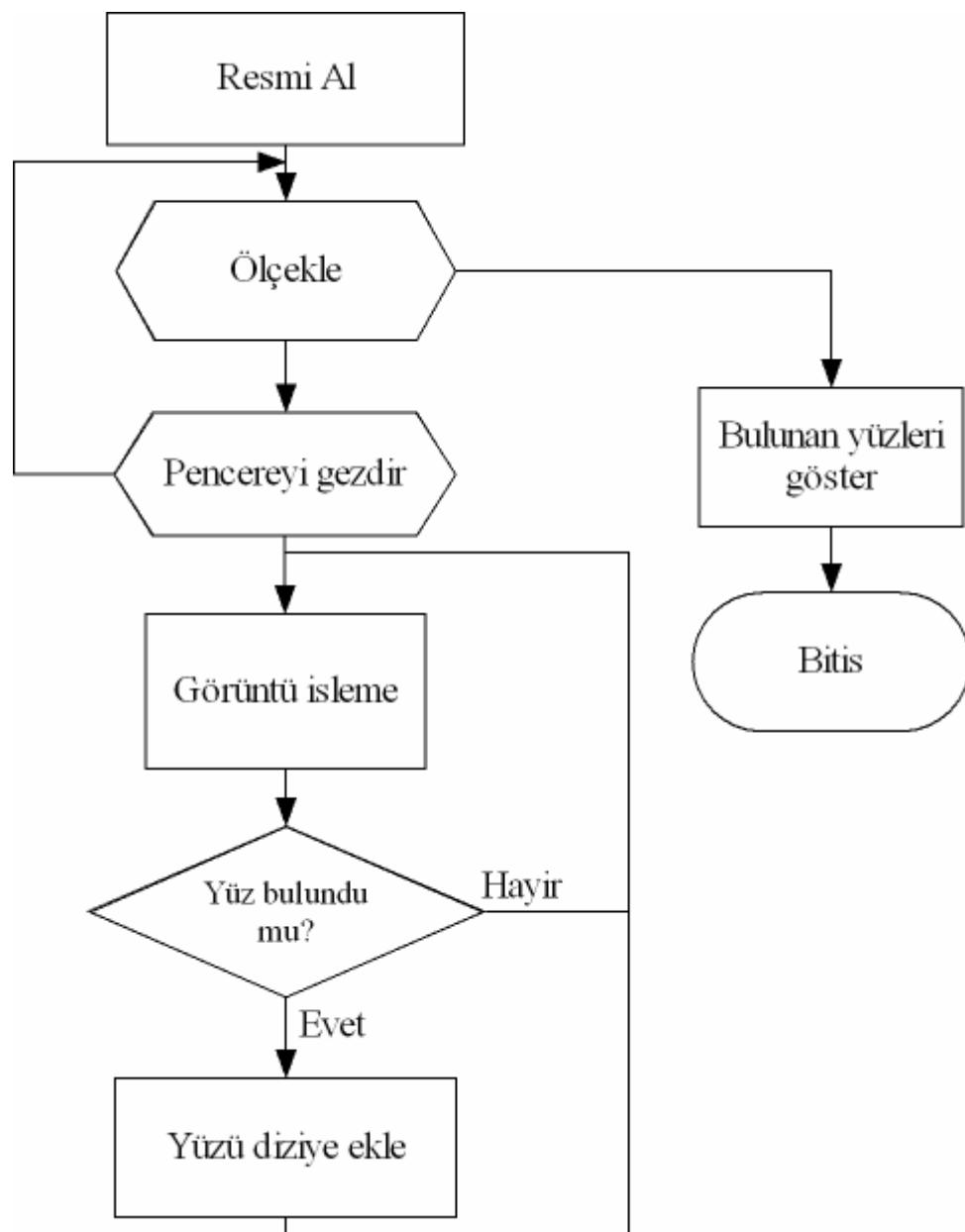
Tanıma işleminin performansının yüksek olması için ham resim üzerinde bazı işlemler yapmak gereklidir. Bu işlemler genel olarak önişleme ve normalizasyon olarak adlandırılmaktadır. Bu uygulamada kullanılan önişlem ve normalizasyon teknikleri ise aşağıdadır.

- Eğitim setinde kullanılan resimler 25x25 piksel boyutundadır. Test için verilen resmin boyutlarında kısıtlamaya gidilmemesi için verilen resim ölçeklendi. Her ölçeklemeden sonra resmin üzerinde ikişer piksel aralıklarla 25*25lik bir matris gezdirildi.
- Sadece gri seviye resimler üzerinde çalışılması gibi bir kısıtlama getirmemek için gri seviye koda gri seviye dönüşüm algoritması eklendi.
- Resimdeki tüm bilgiler yüzü ifade eden bilgiler değildir. Bu bölgelerdeki herhangi bir gürültü tanıma işleminin performansını düşürecektil. Bu nedenle resimleri YSA'ya sokmadan önce bir maskeleme işlemi yapıldı. Maske ile tahmini yüz bölgeleri alınıp diğer kısımlar atıldı. Bu şekilde tanıma işleminin performansının artması amaçlanmıştır.
- Tanıma işleminin performansını artıran bir diğer özellik ise görüntülerin parlaklık değeridir. Çekilen resimdeki ışık oranına göre pikseller de farklı parlaklıklar gösterirler. Örneğin biraz karanlık bir ortamda çekilen bir resmin pikselleri daha koyu, ışığın çok olduğu ortamda çekilen resmin pikselleri ise daha açık olacaktır. Bunu engellemek için eğitim setinin parlaklık ortalaması ile

test resminin parlaklık ortalamasının farkı alındı. Bu fark test resminin tüm piksellerinden çıkartıldı.

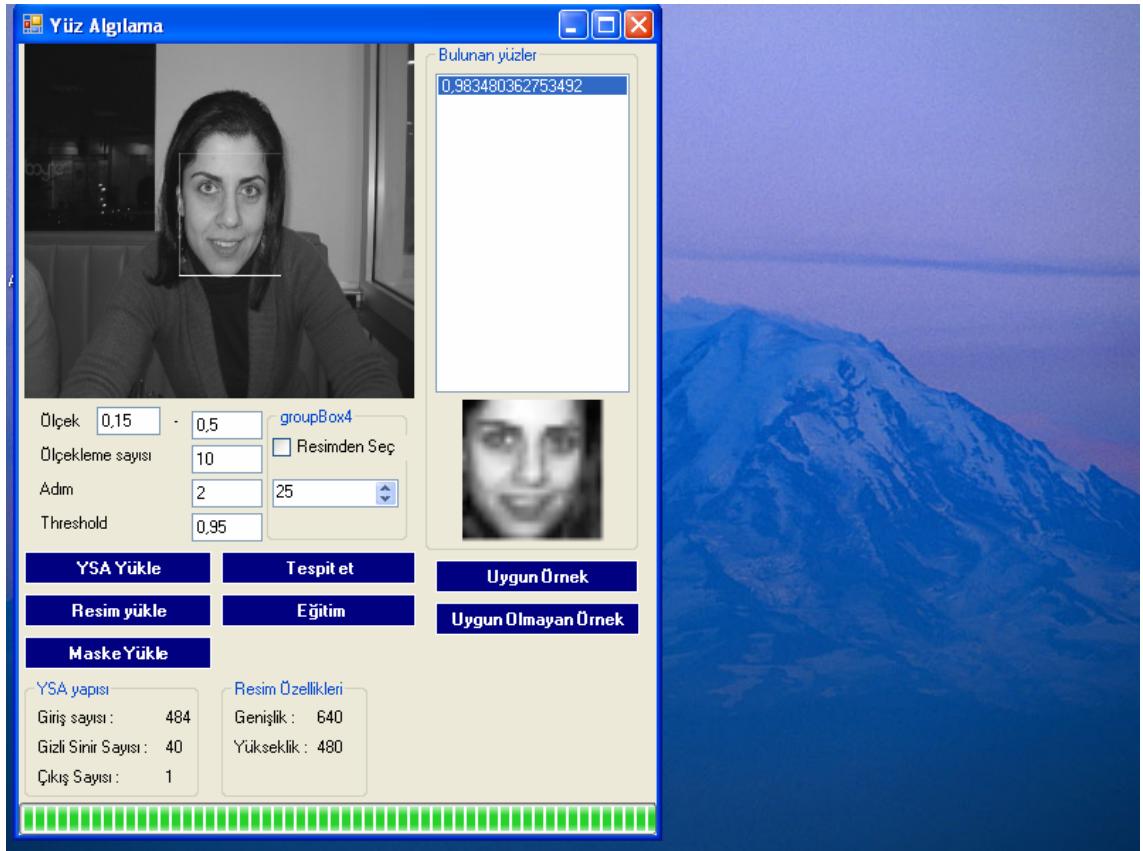
- Tanıma işememin performansını artırmak için alınan reimler üzerinde histogram eşitleme yöntemi de kullanıldı.

Uygulanan yöntemin algoritmik gösterimi aşağıdaki gibidir.



Şekil 3.21. Yüz Algılama Algoritması Akış Diyagramı

Programın yüz bulma kısmı genel görüntüsü aşağıdaki gibidir.



Şekil 3.22. Yüz Algılamada Kullanılan Programın Genel Görünümü

Yukardaki örnek için alınan resim 0,15 ile 0,5 arasında 10 defa ölçeklenir. Pencere resim üzerinde gezdirilirken ikişer piksel kaydırılır. Ağın beklenen çıkışı 0,95'tir. Eğer pencere içerisinde düşen resim ağıda 0,95'den daha büyük bir değer verirse bu yüz olarak sınıflandırılır.

Bu örnekte kullanılan ağıda 40 tane ara sınır bulunmaktadır. Ara katmandaki sınırlerin optimum sayısını belirleyen bir çalışma yoktur. Ara katmandaki sınırlerin maksimum sayısını belirleyen bir çalışma vardır. Bu çalışmada patternlerin uzayda kaç farklı bölge oluşturdukları tespit edilir ve buna göre maksimum ara sınır sayısı belirlenir. Ama bu yöntemi yüz algılama problemi gibi çok boyutlu giriş uzayı olan bir probleme uygulamak zordur. 3 boyutlu uzaydan daha yüksek boyutlu uzaylarda örüntülerin kaç farklı bölgede temsil edildiklerini belirlemek zordur.

3.3. UYGULAMA II

Bu uygulama da ise amaç yüz resminin kime ait olduğunu bulunmasıdır. Uygulama I'de sisteme yöneltilen soru "yüz var mı?" iken bu uygulamada sistemin cevap vermesi istenen soru "kimin yüzü?" sorusudur.

Ön cepheden yüz tanıma alanında bir çok algoritma bulunmaktadır. Fakat bunlardan yalnızca birkaç sınıf için tek bir resmin olduğu durumlarda doğru sonuçlar üretmekte难dir. Her kişi sınıfı için tek bir görüntünün olduğu durumlarda en az iki örneğe ihtiyaç duyulmaktadır. Tek bir değer ile sınıfın tam olarak özelliklerini çıkarmak oldukça zordur. Bunun üstesinden gelebilmek için kullanılan çeşitli yöntemler vardır. [20] Klasik bir TBA yöntemi olan özyüzler yönteminin her sınıf için uygun tek bir örnek olduğu durumlara yönelik genişletilmiş hali olan $(PC)^2A$ yöntemi, iki boyutlu Gabor Waveletleri ya da yüz imgesi üzerinde tekil değer ayırtılması bu yöntemlere örnek olarak verilebilir. İki yöntemde de amaç kullanılabilir durumda olan tek bir örneği alıp sisteme daha fazla sayıda örnek giriliyormuş gibi veri gönderebilmektir.[21][22][23]

Tekil değerlerin ayırtılması tek örnekli sistemlerde iki şekilde kullanılabilir. İlk yöntem orijinal görüntünün SVD ile elde edilmiş görüntüler ile birleştirilmesidir. Elde edilen bu birleştirilmiş görüntü üzerinde TBA uygulanabilir. İkinci yöntem ise SVD ile elde edilen görüntülerin bağımsız birer görüntü olarak değerlendirilmesidir. Elde edilen imgeler eğitim setine yeni birer imgeymiş gibi düşünülüp eklenebilir. Daha sonra uygun olan tüm eğitim kümesi elemanları üzerinde TBA uygulanabilir.

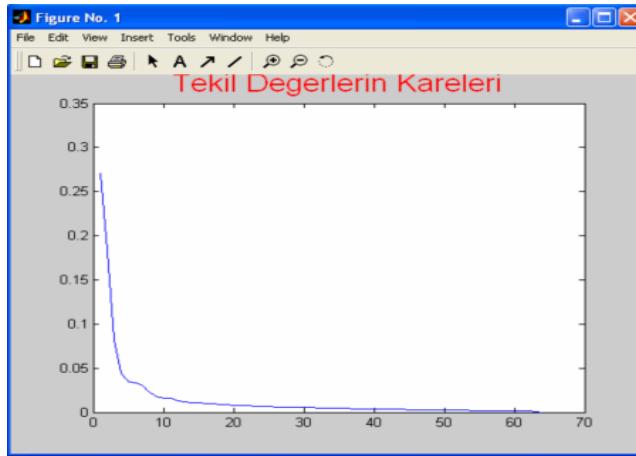
Kullanılan resimler 112×112 piksel boyutunda ve 8 bit gri seviye çözünürlüğündedir.. Bu resimler önceden bazı görüntü işleme teknikleri kullanılarak ışıklandırma, yüzün açısı gibi kriterlere göre uygun bir şekilde düzenlenmiş resimlerdir. Programda öncelikle 64 adet resim veritabanına yani eğitim kümesine eklenmekte, daha sonra verilen 14 adet resmin veritabanında bulunup bulunmadığını incelenmektedir.



Şekil 3.23. Yüz Algılama Probleminde Kullanılan Eğitim Seti

Eğitim setindeki her bir resim okunarak bir sutunda vektör şeklinde saklanmıştır. Vektörün elemanları, karşılık gelen pikselin gri seviye değeridir. Anlaşıldığı üzere her bir sütunu bir resmi simgeleyen 64 adet sutun bulunmaktadır.

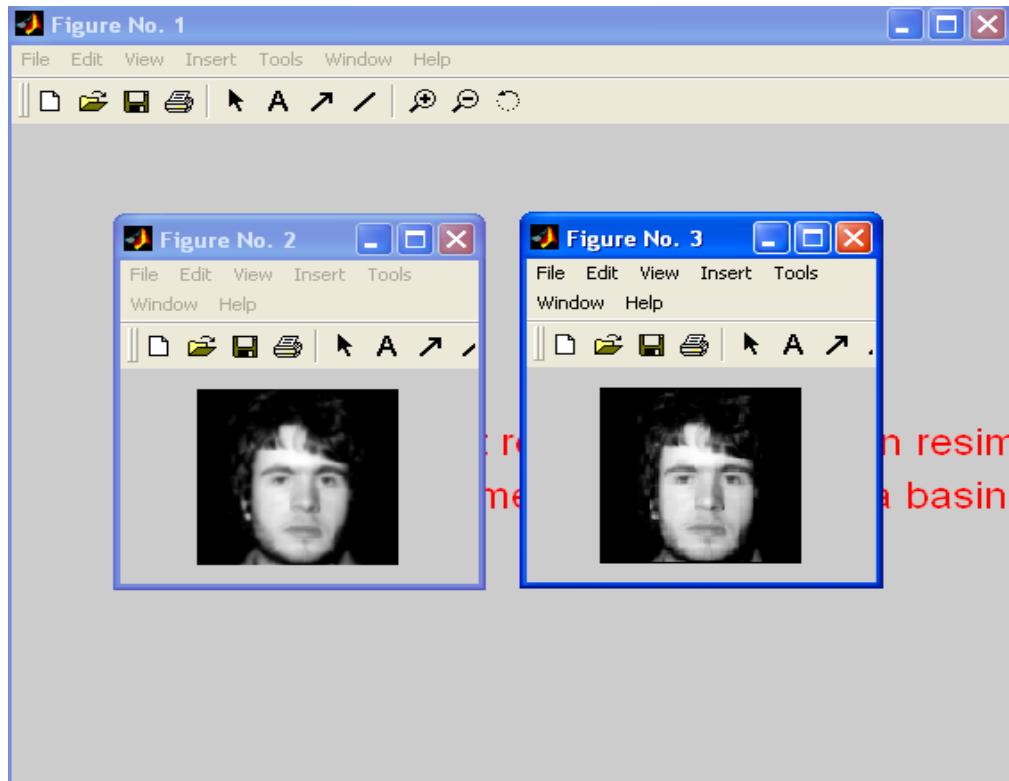
Özyüzler kovaryans matrisinin özvektörleri olarak tanımlanır. Karşılık gelen özdeğer ne kadar büyük ise, resmin başka resimleri oluşturmada katkısı o kadar büyük olur. Özdeğer değeri sıfıra yakın olan özyüzlerin, resimleri tekrar oluşturmada katkısı ihmali edilebilir ve ilk birkaç özyüz kullanılarak bile test resimleri tanımlanmaya çalışılabilir. Ancak bu uygulamada tüm özyüzler kullanılmıştır. Şekil 3.23'te her resme ait özyüz değeri grafiği bulunmaktadır.



Şekil 3.24. Özyüz Değer Grafiği

Test setinde bulunan 14 adet resim de eğitim setindeki resimler de 14 sutunlu bir diğer vektörde saklanmaktadır. Aynı şekilde vektörün elemanları, karşılık gelen pikselin gri seviye değeridir.

Tanıma işlemi için eğitim setinin değerlerinin yükleniği matris içerisinde istenen resme en yakının değerlerin olduğu sütunun bulunması gerekmektedir. Bu sebeple tanınması istenen resmin özyüz uzayına izdüşümü alınır. Bu özyüz sayısı kadar katsayının bulunması demektir. Bu uygulamada özyüz sayısı eğitim kümesinin eleman sayısına eşit olduğu için elde edilen katsayı sayısı 64'tür. Katsayılar örneğin 1,3,..5 ise birinci özyüz 1 ile ikinci özyüz 3 ile ve 64. özyüz 5 ile çarpılıp toplandığında ve ortalama yüz de bu değere eklendiğinde bu yüzün elde edilmesi gerekmektedir.



Şekil 3.25. Yüz Tanımda Kullanılan Programın Genel Görünümü

Figür 2 bulunması istenen resimdir. Figür 3 ise program tarafından eğitim setinden seçilir. Eğitim setindeki resimlerden girilen resim ile arasındaki fark en düşük olan seçilir. Deneme yanılma yöntemi ile bu fark değerinin 0,6 olması gerektiği saptanmıştır. Eğer fark 0,6 dan büyük ise muhtemelen eğitim setinden seçilen resim istenen kişinin resmi olmayacağıdır. Sadece en çok bezeyen olarak gönderilecektir.

4.BULGULAR

4.1 YAPAY SİNİR AĞLARI İLE YÜZ ALGILAMA

Test seti 34 bayan ve 11 erkek olmak üzere 45 resimden oluşmaktadır. Kullanılan resimlerden 19 tanesinde denekler gözlüklü olarak poz vermiştir. 17 tanesi boydan çekilmiş resimler kalan 28 tanesi ise vesikalık tarzda olan resimlerdir. Resimlerin 8 tanesi gün içinde, 37 tanesi ise gece çekilmiştir. Bu set üzerinde, hazırlanan programın tanıma oranları ve koşullar aşağıda belirtilmektedir:

Koşullar:

Ölçek:0,15-0,5; Ölçekleme Sayısı:10; Adım:2; Eşik:0,95

Oranlar:

Gözlüklü tanıma Oranı:19 da 12	Sonuç:%63
--------------------------------	-----------

Boydan resimlerde tanıma oranı: 17 de 13	Sonuç:%76
--	-----------

Vesikalık resimlerde tanıma oranı: 28 de 15	Sonuç:%53
---	-----------

Gündüz çekilen resimlerde tanıma oranı:8 de 5	Sonuç:%62,5
---	-------------

Gece çekilen resimlerde tanıma oranı:37 de 24	Sonuç:%64
---	-----------

Yüz algılama sistemlerinde üç durum söz konusudur. Bunlar:

- Sistem resim içerisinde yüz olduğu halde hiç yüz bulamayabilir.
- Sistem yüz olarak bir alan belirler fakat belirtilmiş alan yüz olmayıabilir.
- Sistem yüz olarak bir alan belirler ve belirlenen alan gerçekten yüzdür.

Sistem eğer resmin içerisinde yüz olduğu halde yüz bulamıyorsa bunun nedeni ışıklandırma olabilir, resmin çekildiği mesafe yakın ise ölçekleme yeterli gelmiyor ve yüz 25*25 lik matrisin içerisine sığmıyor olabilir ya da eğitim kümesine ona yakın tarzda bir resim girilmemiş olabilir. Tablo 4.1'de ölçeklemenin yüz algılama üzerindeki etkisi incelenmektedir. Ölçek aralığı 0,15-0,5'tir. Ölçek sayısı bu aralığın kaç eşit

parçaya bölüneceğini göstermektedir. Bölüm sonucunda elde edilen değerler ile resim ölçeklenmektedir.

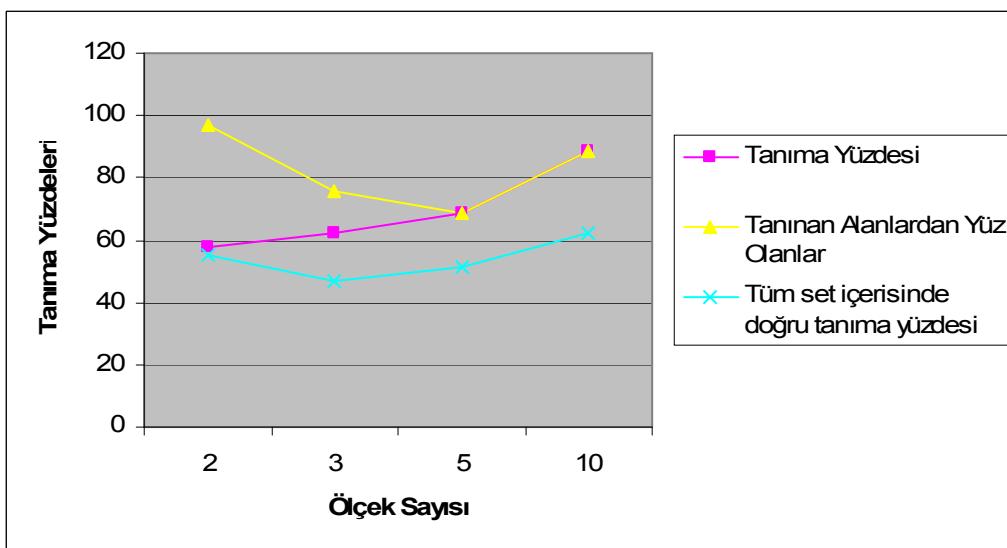
Tablo 4.1'deki sutunlarda verilmiş değerlerin kısaca ne anlam ifade ettiğinin açıklanmasında yarar vardır. Hiç tanınmayan yüz ile ifade edilmek istenen resimde hiçbir yerin yüz olarak çerçevelenmemiş olmasıdır. Bu demek oluyor ki resimde yüz görüntüsü yakalanamadı. Yanlış tanınan yüz ile anlatılmak istenen ise resimde bir bölgenin yüz olarak algılandığı fakat bu algılanan kısmın aslında yüz olmadığıdır. Doğru tanınan yüz sayısı sütunu yüz olarak algılanan imgelerden kaçının gerçekten bir yüz imgesi olduğunu belirtmektedir. Tanıma yüzdesi ile tüm sette yüz olarak işaretlenen kısımların yüzdesi gösterilmektedir. Yani sadece, kesinlikle tanınmamış olan yüzler bu orana dahil edilmemiştir. Oysa tanınan yüzler arasında da yüz olmayan görüntüler bulunmaktadır. Setten hiç algılanamayan ve tamamı ile yanlış algılanan imgeler çıkarılarak sistemin gerçek başarımı elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlarda tüm sette doğru adlı sütuna yerleştirilmiştir.

Tablo 4.1. Ölçeklemenin Yüz Algılamada Etkisi

Ölçek Sayısı	Hiç tanınmaya n yüz sayısı	Yanlış tanınan yüz sayısı	Tanınan yüz sayısı	Doğru tanıma sayısı	Tanıma Yüzdesi	Tanınan Yüzlerden doğru %	Tüm sette doğru %
2	19	1	35	34	%57,7	%97,14	%55,5
3	17	7	45	34	%62,2	%75,5	%46,6
5	14	8	63	45	%68,8	%71,42	%51,1
10	5	12	121	65	%88,8	%53,71	%62,2

Tablo 4.1'den de görüldüğü gibi genel olarak ölçek sayısı arttıkça tanıma yüzdesi artmaktadır. Fakat bu tanımların içerisinde gerçekten yüz olan görüntünün bulunma oranı azalmaktadır. Bu demektir ki belirlenen aralıkta ne kadar çok ölçekleme yapılrsa o kadar fazla sayıda yüz tespiti yapılacaktır. Fakat bu tespit edilen alanların gerçekten yüzü temsil etmeleri garanti altında değildir. Tanıma yüzdesi ile anlatılmak istenen yüz olarak çerçevelenen kısımların yüzdesidir. Her çerçevelenen kısmın yüz olmadığı, yanlış algılanan kısımların da bu oranlar içerisinde olduğu unutulmamalıdır. Tanınan yüzlerden doğru tanımların yüzdesi, yüz olarak tespit edilen bu alanların yüzde kaçının doğru tespit etildiğini belirtmektedir. Tüm setteki doğru tanıma oranı ile anlatılmak istenen ise tespit edilememiş ve yanlış tespit edilmiş görüntüler

çıkarıldığında elde kalan doğru tespit edilmiş imgelerin yüzdesidir. Sistemin üzerinde ölçeklemenin genel etkisi bu sütun ile görülmektedir.



Şekil 4.1. Ölçekleme Sayısının Algılama Üzerindeki Etkisi

Anlaşıldığı üzere ölçekleme sayısının artması ile algılama performansı artar ya da azalır gibi bir kanıya varmak oldukça zordur. Bununla birlikte sistemin genel eğilimi ölçekleme sayısı artırıldıkça tanıma oranının artması yönündedir.

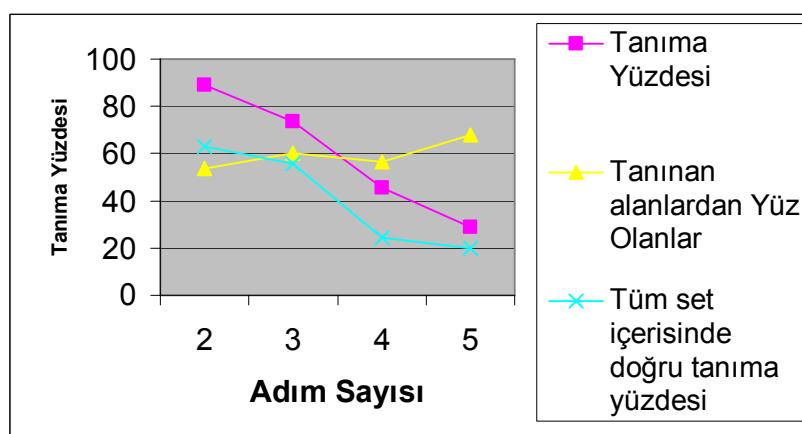
Tablo 4.2'deki tanınan yüz sayısı sutunu incelenirse bu sutunda 121 gibi değerlerin olduğu görülecektir. Oysa test seti 45 örnekten oluşmaktadır. Çıkarılması gereken sonuç görüntü içerisinde yüz imgelerinin birden çok defa seçiliyor olduğunu. Bunun sebeplerinden birincisi ölçekleme sayısıdır. Verilen ölçek aralığında resim belirli sayıda ölçeklenmektedir. Eğer ölçekleme sayısı fazla ise ve aralık dar ise sonuç aynı resmin birden çok defa işaretlenmesi olacaktır. Bunu engellemek yerine çıkan sonuçlardan en yüksek değerli olanı seçilebilir.

Tablo 4.2. Adım Sayısının Yüz Algılamada Etkisi

	Hiç tanınmayan yüz sayısı	Yanlış tanınan yüz sayısı	Tanınan yüz sayısı	Doğru tanıma sayısı	Tanıma Yüzdesi	Doğru tamıma yüzdesi	Tüm sette doğru %
Adım:2	5	12	121	65	%88,9	%53,71	% 63
Adım:3	12	8	60	36	%73,4	%60	% 55,5
Adım:4	25	9	30	17	%45,5	%56,6	% 24,5
Adım:5	32	4	16	11	%28,8	%68	% 20

Resim içerisinde yüz imgesinin birden çok sayıda işaretlenmesinin diğer bir nedeni de adım sayısıdır. Adım sayısı ile anlatılmak istenen resmin üzerinde gezdirilecek olan

25*25 lik çerçeveyenin her bir iterasyonda kaç piksel ilerletileceğidir. Tablo 4.2'de belirlenen adım sayısının algılama üzerindeki etkisi incelenmektedir. Görüldüğü gibi adım sayısını artırmak, tanıma yüzdesinin azalmasına sebep oluyor. Fakat tanınabilen resimlerdeki yüz bulma yüzdesi artıyor. Yani doğru sınıflandırma yapma yeteneği artıyor. Örneğin adım sayısı 5'e çıkarıldığında yüz olarak sınıflandırılan alanlardan %68'inin yüz olduğu tespit edildi. Ama girilen resimlerden sadece %28'i sınıflandırılabildi. Sonuçta daha fazla sayıda yüz resmini tanımak için yanlış tanıyan alanlar göz ardı edilmeli ve ölçek adım sayısı küçük tutulmalıdır. Bu ise işlem zamanının artması demektir.

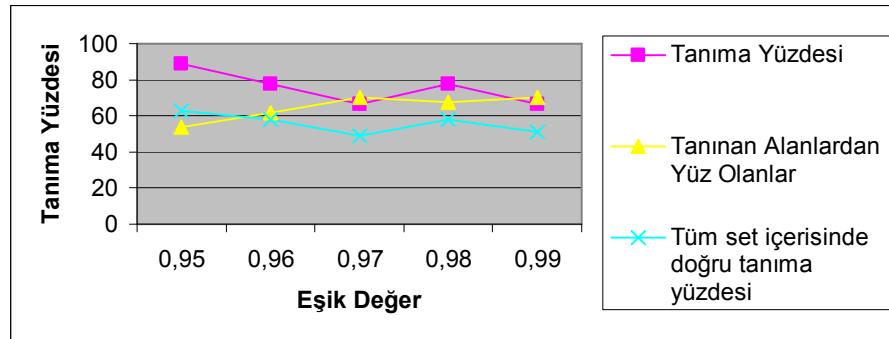


Şekil 4.2. Adım Sayısının Algılama Üzerindeki Etkisi

Eşik değer, test resminin yüz olarak kategorize edilebilmesi için yakalanması gereken en küçük benzeşme oranıdır. Daha açık bir ifade ile bütün resim üzerinde gezdirilen 25*25'lik çerçevenin o anda üzerinde bulunduğu alanı yüz olarak algılayabilmesi için gerekli olan minimum değerdir. Eşik değer çok yüksek seçilirse görüntü içerisindeki yüz resmi yakalanamayabilir. Küçük seçildiğinde ise yanlış algı sayısı artacaktır. Fakat eşik değeri arttıkça tanıma azalmaktadır şeklinde bir genelleme de yapılamamaktadır. Tablo 4.3'de eşik değerinin algılama üzerindeki etkisi incelenmektedir.

Tablo 4.3. Eşik Değerin Yüz Algılamada Etkisi

	Hiç tanınmayan yüz sayısı	Yanlış tanıtan yüz sayısı	Tanınan yüz sayısı	Doğru tanıma sayısı	Tanıma Yüzdesi	Tanınan Yüzlerden doğru %	Tüm sette doğru %
Eşik:0,95	5	12	121	65	%88,9	%53,71	%63
Eşik:0,96	10	9	105	65	%77,7	%61,9	%58
Eşik:0,97	15	8	60	42	%66,6	%70	%49
Eşik:0,98	10	9	92	62	%77,7	%67,3	%58
Eşik:0,99	15	7	81	57	%66,6	% 70,3	% 51



Şekil 4.3 Eşik Değerin Yüz Algılamada Etkisi

4.2. ÖZYÜZLERDE TEKİL DEĞER AYRIŞTIRMASI İLE YÜZ TANIMA

Burada SVD yöntemi kullanılarak her sınıf için tek bir örneğin bulunduğu durumlarda sistem başarımı incelenmiştir. Eğitim seti için 64 adet 112*112 boyutlarında 8bit gri seviye çözünürlükte resim kullanılmıştır. Bu resimlerden elde edilen özyüzler test setindeki 14 adet yüzün tanınmasında kullanılmıştır. Resimlerden % 57.14'ü doğru sınıflanmıştır. Geri kalanında ise veri tabanındaki bulunan en yakın resim çağrılmaktadır.

Bu tezde test için geliştirilen sisteme hiç bir önişleme basamağı gerçeklenmemiştir. Fakat veri setinde belirli standartlara uydurulmuş, önişleme gerektirmeyen resimler kullanılmıştır. Tanıma yüzdesinin düşük olmasında önişleme yapılmamasının bir etkisi olamaz.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Literatürde yüz tanıma; yüz algılama ve yüz tanıma şeklinde iki kola ayrılmış bir araştırma konusudur. İki konu ayrı ayrı incelenebildiği gibi bu iki alanda yapılan çalışmalar birleştirilip tek bir sistem de elde edilebilmektedir. Algılama ve tanımanın bir arada gerçekleştirildiği sistemlere “otomatik yüz tanıma sistemleri” denmektedir. Bu tez çalışması boyunca iki alanda yapılan çalışmalar ayrı ayrı incelenmiştir. İki alan için de ayrı birer sistem tasarlanmıştır. İleriye yönelik çalışma olarak iki sistemin birleştirilmesi düşünülmektedir. Fakat birleştirilmiş sistemin başarısının kabul edilebilir düzeyde olabilmesi için tasarlanan iki sistem üzerinde de bir takım iyileştirmeler yapılması gerekmektedir.

Yüz algılama sistemi ağa rotasyonu farklı verilmiş resimler olduğu halde yüzün rotasyonunun değiştiği durumlarda yüzü tam algılayamamaktadır. Bunun daha fazla sayıda farklı rotasyonlara sahip yüz resmi ile ağır eğitilmesi sonucunda çözülebileceği düşünülmektedir. Bulgular kısmı incelenirse, sistemin tanıma yüzdesinin ölçümle sayısı arttıkça genel olarak arttığı görülecektir. Ölçümle sayısının artması ise sistemin çalışma zamanının artmasına sebep olacaktır. Çalışma zamanını kısaltmak için tarama yaparken belirli bir varyasyonla yaklaşılabilir. Örneğin yüzün, resmin kenar kısımlarına yakın olan piksellerde bulunması ihtimali düşük olarak kabul edilebilir ve tarama işlemi başlatılmadan önce resmin dört kenarından piksel silme işlemi yapılabilir.

Yüz tanıma sisteminde ise durum biraz daha karmaşıktır. Başarısının düşük olma nedeni tam olarak bulunamamaktadır. Tasarlanan sistemde ise herhangi bir normalizasyon ya da önişleme yapılmamıştır. Fakat bunun sistemlerin başarımları arasındaki farkın nedeni olabileceği düşünülmemektedir. Bu tez için tasarlanan sistemde kullanılan resimler, üzerinde normalizasyon yapılmasına gerek duyulmayan zaten kısıtlı durumlarda çekilmiş resimlerdir. Tüm resimlerin görüntü boyutları aynıdır. Bütün resimler gri

seviye çözünürlüğündedir. Tüm resimlerin ışık kaynağına uzaklığı eşittir ve arka plan kırpılmasına ihtiyaç olacak bir arka plan bulunmamaktadır.

İleriye yönelik düşünülen sistemde tekil değer ayrıştırması ile elde edilen diagonal matris değil ortagonal iki matrisin kullanılması tercih edilecektir. Bu şekilde başarımın artacağı düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

1. PAKKAN, Ş. Parmak İzi Hukuka Uysun, Milliyet, 17.4.2005, <http://www.milliyet.com.tr/2005/04/17/guncel/gun04.html>.
2. <http://www.milliyet.com/2002/02/17/pazar/paz04.html>
3. SALAH, A. A., 2005. İnsan ve Bilgisayarda Yüz Tanıma, Üçüncü Bilgi İşleyen Makina Olarak Beyin Sempozyumu, İstanbul
4. Duda R.O., Hart P.E., "Pattern Classification and Scene Analysis", Stanford Research Institute, (1989).
5. Bishop C.M., Neural Networks for Pattern Recognition, Clarendon Press, Oxford, (1996).
6. Kil D.H., Shin F.B., "Pattern Recognition and Prediction with Applications to Signal Characterization", AIP Press, USA, (1996)
7. P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces:Recognition using class specific linear projection", IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, no.7, pp. 711-720, 1997
8. F. Goudail, E. Lange, T. Iwamoto, K. Kyuma and N. Otsu,"Face Recognition system using local autocorrelations and multiscale integration", IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, no. 10, pp. 1024-1028, 1996
9. M. Turk and A Pentland, "Human face recognition and the face image set's topology", CVGIP: Image Understanding, vol.59, no.2, pp.254-261, 1994
10. K. K. Sung and T. Poggio, "Example-based learning for view-based human face detection", A.I. Memo 1521, M.I.T., 1994
11. Probabilistic Visual Learning for Object Detection Baback Moghaddam and Alex Pentland The 5th International Conference on Computer Vision,Cambridge, MA, June 1995 Vision and Modelling Group, The Media Laboratory Massachusetts Institute of Technology
12. D. Hay and A. W. Young, Normality and Pathology in Cognitive Functions,chapter The Human Face, Academic Pres, 1982
13. <http://www.facedetection.com/facedetection/techniques.htm>

14. Quo vadis Face Recognition? Ralph Gross Jianbo Shi Jeff Cohn CMU-RI-TR-01-17 June 2001 Robotics Institute Carnegie Mellon University Pittsburgh, Pennsylvania 15213
15. <http://www.face-rec.org/algorithms/>
16. M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Science, s. 71-86, 1991
17. Combining Face and Voice Modalities for Person Verification from Video Sequences H.K. Ekenel, S.Y. Bilgin, İ. Eden, M. Kirişçi, H. Erdoğan, A. Erçil s.2
18. Face Recognition by Independent Component Analysis Marian Stewart Bartlett, Member, IEEE, Javier R. Movellan, Member, IEEE, and Terrence J. Sejnowski, Fellow, IEEE s.1
19. <http://individual.utoronto.ca/rav>
20. Fifth International Conference on Computer Vision (ICCV'95) p. 500 Face recognition from one example view D. Beymer, Artificial Intelligence Lab., MIT, Cambridge, MA, USA T. Poggio, Artificial Intelligence Lab., MIT, Cambridge, MA, USA <http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/ICCV.1995.466898>
21. Enhanced (PC)²A for face recognition with one training image per person Songcan Chen, Daoqiang Zhang and Zhi-Hua Zhou^a Department of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China^b National Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, China Received 12 June 2003; Revised 1 March 2004. Available online 15 April 2004.
22. Textural feature based face recognition for single training images R. Singh, M. Vatsa and A. Noore ELECTRONICS LETTERS 26th May 2005 Vol. 41 No. 11
23. A New Face Recognition Method based on SVD Perturbation for Single Example Image per Person Daoqiang Zhang, Songcan Chen¹, 2and Zhi-Hua Zhou² 1 Department of Computer Science and Engineering Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China 2 National Laboratory for Novel Software Technology Nanjing University, Nanjing 210093, China
24. Eigenfaces for Recognition Matthew Turk and Alex Pentland Vision and Modelling Group The Media Laboratory Massachusetts Institute of Technology
25. Do singular Values Contain Adequate Information for Face Recognition?, Yuan Tian Tieniu Tan YunHong Wang Yuchun Fang, National Laboratuary of Pattern Recognition (NLPR) Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing, P.R.Chinas

ÖZGEÇMİŞ

Elif Server KONAK 1981 yılında Bozüyükl/BİLECİK'te doğdu. Orta öğrenimini Yakındıru Özel Lisesi'nde bitirdi. 2002 yılında İstanbul Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nden mezun oldu. 2003 yılında İstanbul Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yüksek lisans öğrenimine başladı. 2004 yılında İstanbul Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nde araştırma görevlisi olarak çalışmaya başladı ve halen burada görev yapmaktadır.