

**T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

AKILLI PARMAK İZİ TANIMA SİSTEMİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Hayati Murat KARAKAYA

Anabilim Dalı: Elektronik ve Bilgisayar

Programı: Telekomünikasyon

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Engin AVCI

TEMMUZ-2010

**T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

AKILLI PARMAK İZİ TANIMA SİSTEMİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Hayati Murat KARAKAYA

(07131102)

Anabilim Dalı: Elektronik ve Bilgisayar

Programı: Telekomünikasyon

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Engin AVCI

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih: 15 Temmuz 2010

TEMMUZ-2010

**T.C
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

AKILLI PARMAK İZİ TANIMA SİSTEMİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Hayati Murat KARAKAYA

(07131102)

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih: 25 Haziran 2010
Tezin Savunulduğu Tarih: 12 Temmuz 2010**

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Engin AVCI (F.Ü)

Diğer Jüri Üyeleri: Yrd. Doç. Dr. Davut HANBAY (F.Ü)

Yrd. Doç. Dr. Zülfü GENÇ (F.Ü)

TEMMUZ-2010

ÖNSÖZ

Bu tez çalışması, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik - Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalı Yüksek Lisans Programı'nda hazırlanmıştır.

Bu çalışmada değişik parmak izi resimlerinin yapay sinir ağları kullanarak sınıflandırma başarısı tespiti edilmeye çalışılmıştır. Bu uygulamada esas olan görüntü ön işlem aşamasının başarıyla yapılabilmesi ve ön işlem sonucundan sonra resmin ayırt edici özelliklerinin çıkartılması ve uygun bir düzende yapay sinir ağına verilmesi olmaktadır. Çalışmanın bu kısmı değişik tekniklerle özelliği çıkartılmış parmak izi resimlerinde sınıflandırma başarılarını kıyaslamak olmuştur.

Bu tez çalışmasının gerçekleşmesinde kıymetli zamanını ayırarak yardım ve desteğini esirgemeyen ve uyarıları ile yol gösteren saygıdeğer tez danışmanım Sayın Doç. Dr. Engin AVCI'ya, her konuda sabırla yardımcı olan aileme, arkadaşlarım Öznur ERKUŞ'a ve Ahmet Zekeriya YILDIZ'a desteklerinden dolayı teşekkür eder, minnet ve şükranlarımı arz ederim.

Hayati Murat KARAKAYA

ELAZIĞ - 2010

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ	I
İÇİNDEKİLER	II
ÖZET	V
SUMMARY	VI
ŞEKİLLER LİSTESİ	VII
TABLolar LİSTESİ	IX
SEMBOLLER LİSTESİ	X
KISALTMALAR	XI
1. GİRİŞ	1
2. BİYOMETRİK SİSTEMLER.....	4
2.1. İşbirliği - İşbirliği Olmayan.....	6
2.2. Açık - Örtük.....	6
2.3. Alışılmış – AlışılmıŞın Dışında.....	7
2.4. Gözetimli – Gözetimsiz	7
2.5. Standart İşleyen Çevre – Standart İşlemeyen Çevre	7
2.6. Kamu – Özel	8
2.7. Açık – Kapalı	8
2.8. ÇeŞitli Biyometriklerin Karşılaştırılması	8
2.9. Biyometrik Sistem Hataları	13
3. GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİ KULLANILARAK ÖN İŞLEM VE ÖZELLİK ÇIKARIM	15
3.1. Gri Seviye Gösterimi	15
3.2. Histogram Gösterimi	15
3.3. Resim EŞikleme	15
3.4. Kenar Çıkarma Yöntemi	16
3.5. Merkez Kenar Değişim Yöntemi	19

3.6.	Entropi Kavramı	19
4.	YAPAY SİNİR AĞLARINA GİRİŞ	21
4.1.	Biyolojik Sinir Sistemi	21
4.2.	Yapay Sinir Ağı (YSA)	23
4.2.1.	Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri.....	23
4.2.2.	YSA'nın Uygulama Alanları	25
4.3.	Yapay Hücre Modelleri	25
4.3.1.	Statik Hücre Modeli	26
4.3.2.	Aktivasyon Fonksiyonları	27
4.3.2.1.	Doğrusal ve Doyumlu-Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu.....	27
4.3.2.2.	Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu	28
4.3.2.3.	Eşik Aktivasyon Fonksiyonu	29
4.3.2.4.	Diğer Aktivasyon Fonksiyonları.....	30
4.3.3.	Dinamik Hücre Modelleri.....	31
4.3.3.1.	FIR Filtre Ağırlıklı Dinamik Hücre Modeli.....	31
4.3.3.2.	RC Dinamik Hücre Modeli	32
4.4.	YAPAY SİNİR AĞLARINDA ÖĞRENME.....	33
4.4.1.	Öğrenme Yöntemleri	33
4.4.2.	Öğrenme Algoritmaları (Kuralları)	35
4.4.2.1.	Algılayıcı (Perceptron) Öğrenme Algoritması	36
4.4.2.2.	Örneksel ve Toplu Öğrenme Algoritması	37
4.4.2.3.	Hata Düzeltme , Eğim Düşme Öğrenme Algoritması	40
5.	PARMAK İZİ İMGELERİNİN TANINMASI İÇİN GERÇEKLEŞTİRİLEN AKILLI SINIFLANDIRMA UYGULAMALARI	43
5.1.	Doğru Sınıflandırma Başarımının Testi Aşaması	46
6.	SONUÇLAR VE TARTIŞMA	49
6.1.	Sonuçların Değerlendirilmesi	49
6.2.	Öneriler	50

KAYNAKLAR	51
ÖZGEÇMİŞ	

ÖZET

Günümüzde biyometri alanında gerçekleştirilen yenilikler ışığında biyometrik görüntüler ve biyomedikal görüntülerin işlenmesi önem kazanmıştır. Şimdiye parmak izi tanıma çalışmaları göz kararı ile uzman tarafından laboratuvar ortamında yapılmaktaydı. Teknolojinin gelişmesiyle, bu eski teknikler hata oranlarının yüksek olmasından dolayı yerini otomatik parmak izi tanıma yöntemlerine bıraktı. Literatürde parmak izi tanıma çalışmalarındaki hata payını en aza indirmek amacıyla gerçekleştirilmiş birçok otomatik parmak izi tanıma çalışması yer almaktadır. Bu çalışmada ise daha önceden yapılmış bu otomatik parmak izi tanıma yöntemlerine alternatif olması için Çoklu Entropi-Yapay Sinir Ağları (EYSA) yöntemi kullanılmıştır. Bu amaçla, ilk önce, toplam 40 kişinin her birinin 10 el parmağının 8'er adet parmak izi örneği kullanılarak bir parmak izi veri tabanı elde edilmiştir. Daha sonra ön işlem aşamasında, merkez - kenar değişimi yöntemi kullanılarak görüntülerin uzaklık vektörü elde edilmiştir. Özellik çıkarım ve sınıflandırma aşamalarında ise, ön işlem aşamasında elde edilen görüntülerin her biri için sırasıyla norm, logaritmik enerji ve eşik entropileri olmak üzere 3 adet entropi değeri hesaplanmıştır. Böylece özellik vektörü elde edilmiş olup bu özellik vektörü, sınıflandırma aşamasında YSA sınıflandırıcısının girişlerine verilmiştir. Son olarak test aşamasında ise YSA sınıflandırıcısının doğru sınıflandırma başarımı hesaplanmış ve bu başarı oranının ortalama % 85.06 oranında olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Parmak izi tanıma, parmak izi imgesi, yapay sinir ağları, sınıflandırıcısı, entropi kavramı, merkez kenar değişim yöntemi

SUMMARY

INTELLIGENT FINGERPRINT RECOGNITION SYSTEM

Today, in the light of innovations in the field of biometrics, biometric images and processing of biomedical images have gained importance. Fingerprint recognition now works with the eye specialist to be produced in a laboratory environment. In literature, it is worked to minimize the margin of error in fingerprint identification. This study was done for the automatic fingerprint recognition. In here, Artificial Neural Networks (MANN) method is used as an alternative method for the automatic fingerprint recognition the multi-entropy. For this purpose, first, a fingerprint image database was composed. In preprocessing phase, center - the edges changing method is used for obtained variation of distance vector images. In feature extraction and classification phases, the norm, respectively, of the logarithmic energy and entropy threshold entropy value was calculated to be 3each of the images. Thus, feature vector is obtained and this feature vector are given to ANN classifier inputs in classification stage. Finally, in the testing phase, the ANN classifier of the correct classification performance and the success rate is calculated as the average rate was 85.06%.

Keywords: Fingerprint recognition, fingerprint images, an artificial neural network, classifier, the concept of entropy, the center edge of change method.

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 3.1. Gri seviye histogram biçimi	15
Şekil 3.2. Bölmelenen gri seviye histogram biçimleri	16
a) Tek bir eşik değeri	
b) Birden çok eşik değeri	
Şekil 3.3. Kare şekli için merkez kenar değişimi yönteminin uygulanması	19
Şekil 4.1. Biyolojik Sınır Sisteminin Blok Gösterimi.....	21
Şekil 4.2. Sinaps	22
Şekil 4.3. Yapay Hücre Modeli	26
Şekil 4.4. Doğrusal Doyumlu Aktivasyon Fonksiyonu	28
Şekil 4.5. Sigmoid (tanh) Aktivasyon Fonksiyonu	29
Şekil 4.6. Eşik Aktivasyon Fonksiyonu	29
Şekil 4.7. Uyarlamalı Aktivasyon Fonksiyonu	30
Şekil 4.8. FIR Filtre Ağırlıklı Dinamik Hücre Modeli	31
Şekil 4.9. FIR Filtre Olarak Tasarlanan Ağırlıklar	32
Şekil 4.10 RC Dinamik Bir Hücre Modeli	32
Şekil 4.11. Eğitici Öğrenme Yöntemi	34
Şekil 4.12. Eğitici Öğrenme Yöntemi	34
Şekil 4.13. Takviyeli Öğrenme Yöntemi	35
Şekil 4.14. İki Boyutlu Giriş Uzayında Sınıflandırma Problemi	36
Şekil 4.15. Algılayıcı hücre ile sınıflandırma probleminin çözümü	37
Şekil 4.16. Doğrusal Olmayan Hücre Modeli Ve Bir Problemi Öğrenme Olayı	40
Şekil 5.1. Kullanılan parmak izi imgelerinden birkaçı	43
Şekil 5.2. İşlenmemiş Parmak İzi İmgesi	43
Şekil 5.3. Kenar çıkarma ve merkez-kenar değişim işlemleri uygulanarak merkez pikseli bulunmuş parmak izi imgesi	44

Şekil 5.4. Merkez-kenar deęişim işlemleri uygulanarak bulunan parmak izi imge uzaklık vektörü	44
Şekil 5.5. Bu çalışmada kullanılan EYSA algoritmasının yapısı	45

TABLÖLAR LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 3.1. Görüntü piksel matrisi	17
Tablo 3.2. $g_m(m,n)$ katlama maskesi	18
Tablo 3.3. $g_n(m,n)$ katlama maskesi	18
Tablo 5.1. EYSA algoritmasında kullanılan çok katmanlı yapay sinir ağının yapısı ve eğitim parametreleri	46
Tablo 5.2. EYSA için doğru sınıflandırma başarımlar oranları	47
Tablo 5.3. EYSA için doğru sınıflandırma başarımlar oranları (devamı).....	47

SEMBOLLER LİSTESİ

- a** : İşlem elemanının x aktivitesini ayarlayan reel değerli bir sabit
- Ç** : Çıkış
- e(k)** : Hata oranı
- F** : Eşik Fonksiyonu
- h₀(k)** : Filtrenin ani darbe cevabı
- m** : Görüntüyü oluşturan gri seviye piksellerinin yataydaki boyutları
- M_T** : Eşik değeri
- n** : Görüntüyü oluşturan gri seviye piksellerinin düşeydeki boyutları
- N_C** : Kategorilerin sayısı
- p, q ve r** : Lineer çıkış parametreleri
- r** : Öklit uzaklığı
- s** : İşaret
- s_i** : İşaretin i. katsayısı
- T** : Eşik değeri
- x** : Sınır üzerindeki noktanın yatay bileşeni
- X_i** : Giriş
- x_m** : Ağırlık merkezi noktasının yatay bileşeni
- y** : Sınır üzerindeki noktanın düşey bileşeni
- y_m** : Ağırlık merkezi noktasının düşey bileşeni
- W_i** : Ağırlık
- Q(m,n)** : Görüntünün eğimi
- Ø** : Referans açısı
- φ(.)** : Hücrenin aktivasyon fonksiyonunu
- €** : Pozitif bir eşik değeri
- δ** : Eşik basamak fonksiyonu
- μ_{Aj}(x)** : üyelik derecesi
- μ_{Bj}(y)** : üyelik derecesi
- ΔW** : Düzeltme miktarı

KISALTMALAR

ATM	:Otomatik Para Çekme Makineleri
DNA	:Deoksiribo Nükleik Asit
FAR	:Yanlış Kabul Oranı
FRR	:Yanlış Ret Oranı
JPEG	:Birleşik Fotoğraf Uzmanları Grubu
NMR	:Nükleer Manyetik Rezonans
EEG	:Elektro Ensefalografi
MEG	:Magneto Ensefalografi
YSA	: Yapay Sinir Ağları
VLSI	:Büyük Ölçekli Entegre Devre
ECG	:Elektro Kardiyogram
EYSA	:Entropi-Yapay Sinir Ağları

1. GİRİŞ

Suçların tespitinde vücut ölçümlerinin kullanımını tasarlayıp daha sonra endüstriyel olarak kullanımı düşüncesi üzerinden yüzyıldan fazla süre geçmiştir. Bu düşüncenin popülerite kazanması ile beraber, daha önemli ve uygulanabilir bir buluş olan insan parmak izlerinin ayırt ediciliğinin tespiti düşüncesini muallak bir hale getirmiştir. 1983'te İçişleri Bakanlığı ofisi, herhangi iki bireyin parmak izlerinin aynı olamayacağını kabul etmiştir. Bundan sonra, pek çok hukuk infaz departmanı suçluların parmak izlerinin kaydedilmesi fikrini benimsemiştir. Böylece kayıtları mevcut olacaktı ve olayda tespit edilen parmak izi lekeleri ile suçluların kimliğine karar verilmiştir. Bu kurumlar parmak izi hakkındaki titiz çalışmaları desteklemişlerdir. Parmak izlerinin görsel olarak karşılaştırılabilmesi için bilimsel yöntemler geliştirmişlerdir. Parmak izi uzmanlarının eğitilmesi için kapsamlı programlar hazırlamışlardır. Ve faillerin yakalanması için parmak izi tanımlama tekniğine başvurmuşlardır [1].

Parmak izi dizinleme ve araştırmalarında kullanılan manuel yaklaşımın etkinliğinin artırılması için bulunan akıllıca metotlara rağmen manuel parmak izi tanımlamaya giderek artan talep karşılanamaz seviyeye ulaşmıştır. Parmak izini manuel olarak dizinleme parmak izlerinin çok asimetrik bir dağılımla bölümlere ayrılmasına yol açmıştır. Birçok parmak izi birkaç türe birden uyabildiğinden araştırmanın etkinliğine katkıda bulunmamaktadır. Parmak izi çalışma prosedürü çok zaman alıyor ve yavaş ilerliyordu. Dahası parmak izlerinin özenli bir şekilde hazırlanmasını isteyen taleplerin değişik kalitedeki parmak izlerinin görsel olarak karşılaştırılmasını gerektirmesi ve işin sıkıcı doğasının bıkkınlık verici olması, parmak izi tanımlama hizmetlerine olan fazla talepten dolayı artan iş yükü gibi gerekçeler hukuk infaz ajanslarını parmak izlerinin elektronik medya vasıtasıyla gösterimi ve otomatik parmak izi tanımlamanın parmak izlerinin dijital olarak sunumu tabanlı olarak uygulanması çalışmalarını başlatma noktasında harekete geçirmiştir. Bu çalışmalar geçen birkaç on yıl içerisinde otomatik parmak izi belirleme sisteminin geliştirilmesine yol açmıştır. Hukuk infaz ajansları parmak izi tanımlama sistemini en erken benimseyen kurumlardı. Bununla beraber son dönemlerde birçok illegal uygulamada artan kimlik sahtekarlıkları, şahıs tanımlamada biyometrik teknolojinin kullanımı noktasında büyük bir gereksinme oluşturmuştur [1, 2].

Biyometrik tanımlama şahısların otomatik olarak tespiti için biyometrik tanımlayıcılar

olarak adlandırılan fiziksel (parmak izleri, yüz, retina, iris) ve davranışsal (imza) gibi ayırt edici özelliklerin kombinasyonundan oluşur ve sadece davranışsal ya da fiziksel özellikler olarak sınıflandırılmamışlardır. Örneğin parmak izi doğası gereği fizikseldir ama girişin yapıldığı aletin kullanımı şahısların davranışlarına bağlı olmaktadır. Bundan dolayı tanımlama aletine girdi girişi fiziksel ve davranışsal özelliklerin kombinasyonunu oluşturmaktadır [2].

Benzer şekilde konuşma eylemi de kısmen biyolojik yapıca belirlenmektedir. Bu biyolojik yapı bireysel ve kısmen şahsın konuşma tarzına bağlı olarak bir konuşma üretmektedir. Çoğu zaman ebeveynler, çocuklar ve kardeşlerde ses, adımlama şekli ve hatta imza noktasında benzerlik fark edilebilmektedir. Aynı argüman yüze de uygulanabilmektedir. İkizlerin yüzü doğumda son derece benzer olabilir ama gelişim sırasında kişinin davranışlarına bağlı olarak yüzler değişmektedir [3].

Bu şahsın şu tesise girme yetkisi var mı? Bu şahıs imtiyaz gerektiren bilgilere ulaşma noktasında yetkilendirilmiş biri midir? Söz konusu servis sadece kayıtlı kullanıcılar tarafından mı kullanılabilir? Bu tür sorulara cevaplar iş dünyası ve devlet kurumları için önemlidir. Çünkü biyometrik tanımlayıcılar kolayca yanlış kullanıma sahteciliğe ya da paylaşmaya imkan vermemektedirler. Şahıs tanımlamada geleneksel olarak kullanılan jeton türü araçlardan ve bilgi tabanlı metotlardan daha güvenilir sayılmaktadırlar. Biyometrik tanımlamanın hedefleri kullanıcı için elverişli olmaktadır. (ATM kartı ya da şifre olmadan para çekebilmek) daha iyi bir güvenlik ve daha yüksek etkinlik olarak belirtilebilmektedir. Hukuk infaz uygulamalarında parmak izi tabanlı tanımlamada elde edilen muazzam başarı, parmak izi algılama araçlarında azalan maliyetler, pahalı olmayan programlama gücünün varlığı ve artan sahtekarlık/hırsızlık faaliyetleri, ticari, sivil ve finansal alanlarda parmak izi tabanlı birey tanımlama uygulamaları yol gösterici bir döneme girilmesine neden olmuştur [3].

Yaklaşık elli yıl önce akademik dünyada örüntü tanımlama ve imge çalışmalarında otomatik parmak izi tanımlamasının, otomatik parmak izi tanımlamanın ilk makine örüntülü tanımlamalardan biri olması dolayısıyla sorunları tamamen çözdüğü şeklinde yaygın bir yanlış anlama vardır. Tam aksine, parmak izi tanımlaması halen zorlu ve önemli bir örüntü tanımlama sorununu teşkil etmektedir.

Parmak izi tanımlama tabanlı ticari sistemlerin sayısının artması ile beraber uygun değerlendirme protokolleri gerekmektedir. İlk parmak izi doğrulama yarışması, böyle protokollerin kurulması açısından iyi bir başlangıç oluşturmuştur. Parmak izlerinin

(biyometriklerin) hızla çeşitli sitemlere katılması ile beraber (ör. cep telefonları), biyometrik sistemin genel doğruluğu üzerindeki etkilerini ve söz konusu güvenlik ve gizlilik konuları kadar sosyal kabul edilebilirliğinde analiz edilmesi önemli hale gelmiştir [2, 3].

2. BİYOMETRİK SİSTEMLER

Biyometrik sistem, söz konusu şahsın sahip olduğu spesifik fiziksel veya davranışsal özelliklerinin gerçekliğine karar veren örüntü tanımlama sistemidir. Kullanışlı bir biyometrik sistem inşası noktasında önemli bir husus da bireyin nasıl tanımlandığına karar vermektedir. Uygulama durumuna bağlı olarak, biyometrik sistem doğrulama ya da kimliklendirme sistemi olarak adlandırılmaktadır [4].

Doğrulama sistemi, elde edilen biyometrik özelliklerin; daha önce sistemde kayıtlı olarak saklanan veri kalıplarıyla karşılaştırılması sonucu bireyin kimliğinin gerçekliğini bulmaktadır. İddia edilen şahıs olup olmadığına karar vermek için birebir karşılaştırma yapılmaktadır. Doğrulama sistemi iddia edilen kişi olup olmadığını kabul ya da ret etmektedir [4].

Kimliklendirme sistemi, karşılaştırma için bütün şablon veri tabanlarını araştırarak bireyi tanımlamaktadır. Bireyin kimliğini kurmak için çoklu seçenek arasından birebir karşılaştırma yapmaktadır. Kimliklendirme sisteminde, özne ne olup olmadığını iddia etmeden onun ne olduğunu tespit etmektedir.

Gerçekleme terimi biyometrik alanda sıklıkla kullanılır ve bazen doğrulama ile aynı anlamda kullanılmaktadır. İşin aslı, bilgi teknolojileri terminolojisinde, kullanıcıyı gerçekleme sistemi moddan (doğrulama, kimliklendirme) bağımsız olarak kimliği bilme izni vermektedir [5].

Kayıt modülü, şahısları biyometrik sistemin veritabanına kaydetmekten sorumludur. Kayıt aşamasında özelliğin ham dijital gösterimini elde etmek için ilk önce bireyin biyometrik özelliği biyometrik okuyucu aracılığıyla taranmaktadır. Elde edilen örneğin başarılı bir işleme sürecinden geçmesi için genellikle güvenilir bir kalite kontrole tabi tutulmaktadır. Karşılaştırmayı kolaylaştırmak amacıyla, şablon (kalıp) denilen yoğun ama açıklayıcı bir sunum elde etmek için ham dijital gösterim genellikle özellik saptayıcılar tarafından işlenmektedir. Uygulamaya bağlı olarak şablon (kalıp) biyometrik sistemin merkezi veritabanında saklanır ya da şahsa verilen manyetik ya da akıllı karta kaydedilmektedir. Doğrulama görevi bireyi giriş anında doğrulamaktan sorumludur. İşlem sırasında kullanıcı adı ya da şifre klavye aracılığıyla sisteme girilmektedir. Biyometrik okuyucu bireyin tanımlanması gereken özelliklerini alır ve onları dijital bir formata dönüştürmektedir. Bu özellikler daha sonra daha yoğun dijital sunum elde etmek için

özellik saptayıcı tarafından işlenmektedir [4,5].

Nihai gösterim, kalıpları tek kullanıcının kalıbıyla karşılaştıran özellik saptayıcıya yüklenmektedir. Gerçekleme görevinde şifre gerekmez ve sistem veri biyometriğin gösterimini sistem veritabanına kayıtlı bütün diğer kullanıcıları şablonlarıyla karşılaştırmaktadır. Sonuç ya kayıtlı bir kullanıcı olduğu ya da “Kullanıcı tanımlanamadı” şeklinde bir uyarı mesajı olmaktadır. Büyük veri tabanlarında kimliklendirme pahalı olduğundan girilen veriyle karşılaştırılacak şablon sayısını sınırlandırmak için sınıflandırma ve dizinleme teknikleri sık sık kullanılmaktadır.

Uygulama alanına bağlı olarak biyometrik sistem çevrimiçi veya çevrimdışı sistem olarak işleyebilmektedir. Çevrimiçi sistem, tanımlamanın hızlı bir şekilde yapılmasını ve acil karşılığın zorunluluğunu gerekli kılmaktadır. Öte taraftan çevrimdışı sistem, tanımlama talebinin acil bir şekilde cevaplanmasını gerektirmez ve göreve uzun karşılık için beklemeye izin verilir. Tipik olarak çevrimiçi sistemler tam otomatiktir ve biyometrik özelliğin algılanması için canlı tarayan tarayıcıları kaydı yapılmamış işlemlerde kullanılmasını gerektirmektedir. Çevrimdışı sistemler “Tipik olarak yarı otomatiktir.” Her ne kadar biyometrik elde edim çevrimdışı tarayıcılarla olsa bile kaydın denetlenmesi gerekmektedir. İyi bir kalite elde etmek için manuel kalite kontrol yapılmalı ve nihai karara (şahıs) ulaşmak için karşılaştırmacı, yasal uzman tarafından daha sonra manuel olarak denetlenen adayların listesine dönüş yapılmalıdır.

Bir uygulama pozitif ya da negatif tanımlama durumlarında:

Pozitif tanımlama durumunda sistem şahsın iddia ettiği kişi olup olmadığı belirler. Pozitif tanımlamanın amacı aynı kimliği birden fazla kişinin kullanmasını engellemeyi amaçlamaktadır. Örneğin eğer sadece Hakan belirli bir güvenli alana girme noktasında yetkili ise, sistem giriş yetkisini sadece Hakan’a verecektir. Eğer sistem Hakan’ın kayıtlı şablonuyla girilen verinin karşılaştırılmasında başarısız olursa sonuç ret olmaktadır [5].

Negatif tanımlama uygulamasında sistem, şahsın olmayı reddettiği kişi olup olmadığını belirlemektedir.

Negatif tanımlamanın amacı, bir tek şahsın birden çok kimliği kullanmasını önlemektir. Örneğin; Hakan her zaman devletten yoksulluk yardım parası alıyordu ve şimdi de Harun olduğunu iddia ederek Harun’un da yardım paralarını almak istemektedir. Bu durumda sistem Harun’un, onun olduğunu iddia ettiği kişi olmadığını belirlemektedir. Eğer sistem Harun’un biyometrik verilerini sisteme kayıtlı yardım alan şahıslarla karşılaştırırken başarısız olursa kabul gerçekleşir, aksi takdirde sonuç ret olmaktadır.

Şunu unutmamalym ki giriř kodu, Őifre, anahtarlar, jetonlar gibi geleneksel kullanıcı dođrulamalarında pozitif tanımlama yöntemleri ile çalışıldıđı halde, negatif tanımlama yöntemi sadece biyometriklerle çalışabilmektedir. Dahası pozitif yanılmama uygulamaları hem dođrulama hem de kimliklendirme durumlarında işe yararırken, negatif tanımlama ve dođrulama durumlarında çalışmamaktadır. İşin aslı sistem söz konusu verinin o an mevcut olmadığını kanıtlamak için bütün arşivi arařtırmak zorundadır.

Biyometrik bir sistem diđer uygulama-bađımlı özelliklerin sayısına bađlı olarak sınıflandırılabilir. Woyman (1996), bütün biyometrik uygulamaların özelliklerine bađlı olarak kategoriler şeklinde sınıflandırmayı öngörmüştür:

- İşbirliđi-İşbirliđi olmayan
- Açık-Örtük
- Alışılmış-Alışılmıřın dıřında
- Gözetimli-Gözetimsiz
- Standart işleyen çevre- Standart işlemeyen çevre
- Kamu-Özel
- Açık-Kapalı

2.1. İşbirliđi-İşbirliđi Olmayan

İşbirliđi-İşbirliđi olmayan ikili yapısı sistemle etkileşime giren sahtekârın davranışları ile alakalıdır. Örneđin, pozitif tanımlama sisteminde sistem tarafından kabul edilebilir geçerli bir kullanıcı olmak için sistemle işbirliđi içinde olmak sahtekârın ilgisini çekmektedir. Öte yandan negatif tanımlama sisteminde önemli olan sistemle bir işbirliğine girmemek suretiyle tanınmamayı sağlamaktır. Elektronik bankacılık “işbirliđi” uygulamasına uyan bir örnek iken, sistemi kıracak hackerleri tanımlamak için havalimanlarında kullanılan sistem “işbirliđi olmayan” sınıflandırmasına örnek olmaktadır [5].

2.2. Açık-Örtük

Eđer kullanıcı biyometrik tanımlamaya maruz bırakıldıđının farkında ise uygulama aleni olarak kategorize edilmektedir. Aksi takdirde örtülü olarak kategorize edilmektedir. Yüz tanımlama, aleni uygulamalarda kullanılabilirken, parmak izi tanımlama bu durumda

kullanılmaz. Birçok ticari amaçlı biyometrik kullanımı aleni iken, devlet uygulamaları, hukuki uygulamalar ve murakabe uygulamaları tipik olarak örtüktür. Aynı zamanda pek çok doğrulama uygulaması aleni iken, kimliklendirme uygulaması genellikle örtük olarak kategorize edilir.

2.3. Alışılmış-Alışılmıřın Dıřında

Alışılmışı karşı alışılmamış biyometrik sistem, kullanımı kayıtlı kullanıcıların ne kadar sıklıkla biyometrik tanımlamaya maruz kaldığı ile ilgilidir. Örneğini bilgisayar ağı bağlanma uygulamalarının sistemi düzenli bir şekilde kullanmalarından dolayı alışılmış kullanıcıları vardır. Aksine sürücü lisansı uygulamaları, lisans sadece birkaç yılda bir yenilendiğinden tipik bir alışılmamış kategorisine örnektir. Bu biyometrik sistem dizayn ederken önemli bir varsayımdır. Çünkü kullanıcıların sisteme alışma düzeyleri tanımlamanın doğruluğunu etkiler [5].

2.4. Gözetimli-Gözetimsiz

Gözetimliye karşı gözetimsiz sınıflandırması, bir uygulamadaki biyometrik veri edinimi işleminde bir insan tarafından (güvenlik görevlisi) gözlem, rehberlik ve yönetim işlemlerinin yapılıp yapılmadığı ile ilgilidir. Dahası, bir uygulamanın katılmış kaydı ve katılmamış bir tanımlaması olabilir. Örneğin, kullanıcı için bir banka kartı basılacağı zaman bankacılık uygulamasının idari bir kaydı olabilir ama arkasından gelen ATM işlemleri amaçlı kart kullanımları katılmamış olacaktır. İşbirliği olmayan uygulamalar genellikle katılmış işlemlerle ilgilidir.

2.5. Standart İşleyen Çevre- Standart İşlemeyen Çevre

Standarta karşı standart olmayan çevreler sistemin kontrol edilen bir çevrede (basınç, sıcaklık, nem, ışıklandırma şartları gibi...) olup olmadığı ile ilgilidir. Tipik ev içi uygulamaları kontrol edilen bir çevrede olurken, anahtarsız araç giriři ve park kısmı denetimleri standart olmayan çevrede çalışmaktadır. Bu sınıflandırma, daha karışık biyometrik sensörlerde olduğu gibi, sistem düzenleyicilerinde standart olmayan çevrelerde gereklidir. Benzer şekilde, kızıl ötesi yüz tanımlama görünür bant , yüz tanımlamaya gece ortamında denetimde tercih edilmektedir [5].

2.6. Kamu-Özel

Kamu ya da özel ikilisi, sistem kullanıcılarının biyometrik sisteme yerleştirilen müşteriler ya da kurumun çalışanları olup olmadığı ile ilgilenmektedir. Örneğin ağ bağlantı uygulamaları, çalışanlar tarafından kullanılır ve bilgi teknolojileri yöneticileri tarafından yönetilmektedir. Bu yüzden özel bir uygulamadır. Biyometrik verinin elektronik kimlik kartı ile birleştirilmesi, kamu uygulamasına örnek olmaktadır.

2.7. Açık-Kapalı

Kapalıya karşı açık sistemler, kişinin biyometrik şablonunun tekli ya da çoklu uygulamaları için kullanılıp kullanılmadığı ile ilgilidir. Örneğin kullanıcı güvenli bölgelere girmek, bilgisayar bağlantı ağına girmek, elektronik bankacılık ve ATM kullanımı için parmak izi tabanlı tanımlama sistemini kullanabilir. Bütün bu uygulamalarda, her uygulama için ayrı şablon (veritabanı) kullanılmalı ya da hepsi aynı şablonu (veritabanını) kullanılmalıdır. Kapalı bir sistem özel şablon tabanlı olabilirken, açık sistemlerin farklı sistemler arasında bilgi değiştirme ve paylaşımı için standart veri formatına ve kısaltılmış metotlara ihtiyacı olacaktır.

Şunu unutmayalım ki, en popüler ticari uygulamaların şu özellikleri vardır: İşbirliği, aleni, alışılmış, desteklenmiş, kayıt ve desteklenmemiş tanımlama, standart çevre, kapalı ve özel.

2.8. Çeşitli Biyometriklerin Karşılaştırılması

Bu gereklilikleri karşıladığı müddetçe herhangi bir insan fiziksel veya davranışsal özelliği kişi tanımlamada biyometri tanımlayıcı olarak kullanılabilir [4, 5].

- **Evrensellik:** Her şahsın bir biyometrisi olmalı anlamındadır.
- **Ayırt Edicilik:** Herhangi iki şahsın biyometrik tanımlayıcıları itibariyle yeterince farklı olmalarını gösterir.
- **Geçiş:** Biyometrilerin yeterince değişme+(sabit) olduğu anlamına gelir.(Belirli bir zaman diliminde.)
- **Geri Alınabilirlik:** Biyometriklerin niceliksel olarak ölçülebilirliğini ifade eder. Bununla beraber, pratik biyometrik bir sistemde hesaba katılması gereken pek çok başka konu da mevcuttur.

- **Performans:** Başarılı tanımlama doğruluğu, hız, dayanıklılık ile ilgilidir. Tanımlama doğruluğunu ve hızı etkileyen operasyonel ve çevresel faktörler kadar arzu edilen tanımlama doğruluğu ve hızı, başarmak için kaynak gereklilikleri.

- **Kabul Edilebilirlik:** İnsanların günlük yaşamlarında özel bir biyometrik tanımlayıcıyı hangi yoğunlukta istediklerini gösterir.

- **Atlatma:** Dolandırıcılık metotları ile sistemin ne kadar kandırılabilceğini yansıtır.

Uygulanabilir biyometrik sistemde makul kaynak gereklilikleri ile beraber kabul edilebilir tanımlama doğruluğu ve hız olmalı, kullanıcıya zararı olmamalı, kendileri için tasarının yapıldığı toplum tarafından kabul görmeli ve çeşitli dolandırıcılık metotlarına karşı dayanıklı olmalıdır.

Kullanımda olan çeşitli biyometrik tanımlayıcılar (Şekil 2.2.). Her uygulamanın zayıf yönleri ve güçlü yönleri vardır. Seçim, uygulamaya bağlı olarak değişir. Herhangi tek bir biyometrikten bütün uygulamaları karşılaması beklenmez. Biyometrik ve uygulama arasındaki karşılaştırma, uygulamanın karakteristiğine ve biyometriğin özelliğine bağlıdır.

Bir biyometri seçmeden önce aşağıdaki konular üzerinde düşünülmesi gerekir.

Uygulamanın kimliklendirmeye mi yoksa doğrulamaya mı ihtiyacı var? Eğer uygulamanın geniş bir veritabanı içerisinde kimliklendirmeye ihtiyacı varsa ölçeklenebilir ve görece ayırt edici bir biyometriğe ihtiyacı vardır (parmak izi, iris ya da DNA).

Uygulamanın operasyonel durumları nelerdir? Uygulamanın katılmış (yarı otomatik) ya da katılmamış (tam otomatik) olmasına, kullanıcıların veri alan biyometriğe alışılmış olup olmamasına, uygulamanın açık ya da örtük olmasına, konuların işbirlikçi (kooperatif) olup olmamasına bağlı olarak değişik uygulamalar kullanılabilir.

Uygulamanın saklama gereklilikleri nelerdir? Örneğin, tanımlamayı uzak bir serverdan sağlayan bir uygulama, küçük bir şablon boyutu gerektirebilir.

Edim gereklilikleri ne kadar zorlayıcıdır? Örneğin çok yüksek doğruluk talep eden uygulamanın daha ayırt edici biyometriğe ihtiyacı vardır.

Hangi tür biyometrikler kullanıcı tarafından kabul görüyor? Toplumun etik, kültürel, toplumsal dini ve hijyeni standartlarına bağlı olarak değişik nüfus yapılanmalarında farklı biyometrik uygulamalar kabul görür. Bir uygulamadaki biyometriğin kabul edilebilirliği toplumun çeşitli algılamalara/tabulara olan hassasiyeti ile biyometrik tabanlı tanımlamanın önerdiği değer/uygunluk arasındaki uzlaşya bağlıdır.

DNA: Deoksiribonükleik asit (DNA). Tek yumurta ikizlerinin aynı DNA sahip olması

istisnası dışında söz konusu şahsın bireyselliği adına tek boyutlu biricik nihai kod DNA'dır. Bununla beraber şahıs tanımlamada hukuki uygulamalar bağlamında günümüzde en çok kullanılan yöntemdir. Birkaç problem diğer uygulamalar için bu biyometriğin faydasını sınırlar:

Etkileşimi ve hassasiyeti daha sonra gizli bir amaç için kullanılmak üzere şüphe çekmeyen bir nesneden DNA çalmak çok kolaydır.

Otomatik gerçek zaman tanımlama problemi: Günümüz teknolojisinde DNA karşılaştırmaları için kullanılan uzman yeteneğine bağımlı kullanışsız kimyasal metotlar çevirici işlem gerektirmeyen tanımlama için donanımlı değildir.

Gizlilik problemleri: Belirli bir hastalık için şahsın hassasiyetleri hakkındaki bilgiler DNA kalıbı vasıtası ile edinilebilir ve genetik kod bilgisinin istenmeyen suistimali bir ayrımcılıkla neticelenebilir (örneğin kiralama uygulamaları)

- **Kulak:** Kulak şeklinin ve çıkıntının, kıkırdak dokusunun ayırt edici olduğu bilinir. Kulağın özelliklerinin birey için tek olması beklenmez. Kulak tanımlama yaklaşımı çıkıntıda sessiz noktaların kulaktaki oluk yerleşkesine olan uzaklığını baz alır.

- **Yüz:** Yüz, en çok kabul gören biyometriklerden biridir. İnsanların görsel etkileşimlerinde en çok kullandıkları organ olduğundan, en yaygın tanımlama metodudur. Ayrıca yüz şekli elde etme metodu kesintisizdir. Gözetimsiz tanımlama uygulamalarında yüzü saklama söz konusu değildir. Yüz tanımlama tekniklerinde yaşlanma etkisini, yüz ifadelerini, imgeleme çevresinde küçük değişiklikleri kameraya bağlı olarak yüzün duruşundaki (2D ve 3D rotasyonu) sapmaları tolere edebilecek teknikler geliştirmek gerçekten zordur.

- **Yüz, El, Avuç İçi Kızılötesi Termogramları:** İnsan vücudu tarafından yayılan ısınnın örüntüsü, her bireyin vücudu için karakteristiktir. Normal fotoğraflarda olduğu gibi fark edilmeyen bir yolla kızılötesi kamerası vasıtası ile yakalanabilir. Bu teknoloji, örtük tanımlamada kullanılabilir ve tek yumurta ikizlerinin ayrımını yapabilir. Termogram bazlı sistem bağlantısız ve işlem gerektirmeyen ama oda ısıtıcıları ve araç egzoz boruları gibi ısı yayan gövdenin yüzeyinde olduğu aletlerin bulunduğu yerlerde algılama, kontrol edilmeyen bu çevrelerde zorluklarla karşılaşır ve bu, imge edinim aşamasını önemli ölçüde etkiler. Yakın kızılötesi imgeleme kullanan ilgili teknoloji, sıkılmış yumruğu arkadan tarayarak el ayasının yapısına karar verebilir. Kızılötesi sensörler o kadar pahalıdır ki, termogramların yaygın kullanımı önünde etkin bir engelleyiciliğe neden olmaktadır.

- **Adımlama şekli:** Adımlama şekli, kişinin kendine has yürüme tarzıdır ve

karışık bir biyometriktir. Adımlama şekli çok ayırt edici sayılmaz ama bazı düşük güvenli uygulamalarda doğrulamaya imkan verme adına yeterince karakteristiktir. Adımlama şekli biyometriktir ve sabit duramaz. Özellik geniş zaman dilimlerinde vücut ağırlığındaki dalgalanmalardan, vücut ağırlığındaki kaymalardan, beyin ya da eklemleri kapsayan önemli yaralanmalarda ve sarhoşluk durumunda normal durumu muhafaza edemez. Adımlama şeklinin elde edilmesi yüz resimlerinin gibidir ve bundan dolayı kabul edilebilir bir biyometrik olabilir. Çünkü adımlama tabanlı sistem, her bir ardışık eklemin birkaç değişik hareketini ölçmek için şahsın yürüyüşünün video-sıklık adımlamasını kullanır. Bu çalışma sayısal ve veri yoğunluktur.

- **El Ve Parmak Geometrisi:** İnsan eli ile ilgili bazı özellikler (ör. parmak uzunluğu) insan için görece, değişmez ve özeldir. (Çok ayırt edici olmadığı halde.) İmge edinim sistemi, hedef ile işbirliğini gerektirir. Parmakların açık ve gergin olduğu panel içerisine düzgünce yerleştirilmiş avuç içinin yan ve cepheden görüntüsünü yakalar. Elin gösterimi için çok az gereklilik vardır. Bu band genişliği ve hafıza kısıtlı sistemler için ilgi çekici bir özelliktir. Bu sınırlı ayırt edicilikten dolayı el geometrisi tabanlı sistemler tipik olarak doğrulama için kullanılırlar ve kimliklendirme uygulamaları için iyi ölçümler vermezler. Parmak geometrisi sistemleri (sadece bir ya da iki parmağın geometrisi alınır) yoğun boyutlarından dolayı daha tercih edilebilirdirler.

- **İris:** İnsan irisinin görsel dokuları, embiyonik gelişim aşamasındaki kaotik morfojenetik işlem tarafından belirlenir. Bu, her insan her göz için ayırt edici özellik olarak belirlenmiştir (Dougman, 1999). İris şekli bağlantısız imgeleme işlemi sırasında yakalanır. İris şeklini yakalama hem irisin şeklini merkezi imgeleme alanına kaydetmek hem de irisin önceden belirlenen; kameranın odak düzlemi ile iris arasındaki uzaklıkta olmasını sağlamak için kullanıcı ile işbirliği gerekir. İris tanımlama teknolojisinin ekstrem bir şekilde kesin ve hızlı olduğuna inanılır.

- **Vuruş Dinamikleri:** Hipoteze göre, her kullanıcının klavyede değişik bir yazımı vardır. Bu davranışsal biyometriğin, her birey için özel olması beklenmez ama kimlik tanımlaması için yeterince ayırt edici bilgiler sunar. Vuruş dinamikleri, davranışsal biyometriktir; bazı bireyler için, tipik bir yazma şablonunda büyük değişiklikler gözlenmesi beklenebilir. Bir sistemi kullanan şahsın, bilgiyi tuşlarken dikkatle izlenmesi gerekir.

- **Koku:** Her nesnenin kimyasal kompozisyonuna bağlı olarak karakteristik bir koku yaydığı bilinir ve bu koku çeşitli objelerin ayırt edilmesinde kullanılabilir. Hava ile

çevrelenen her nesnenin koku dalgası, kimyasal sensörlerin dizini üzerine üfürülür. Sensörlerin herbiri belirli bir grup (kokulu) bileşimlere karşı hassastır. İnsan vücudu tarafından yayılan kokunun bileşimleri bireye özel ayırt ediciliktir. Vücudun değişmez kokusunun deodorant kokusundan ya da çevredeki havanın değişken kimyasal bilimselliğinden dolayı saptanıp saptanamayacağı konusu açık değildir.

- **Retinal Tarama:** Retinal damar ağı, yapıca zengindir ve her göz ve birey için karakteristik olduğu varsayılır. Değiştirilmesi ya da kopyalanması kolay olmadığından, en güvenilir biyometrik olduğu iddia edilir. Şeklin elde edilmesi için, şahsın göz merceği gözlenmeli ve görsel alandaki spesifik bir noktaya odaklanması gerekir. Böylece önceden kararlaştırılan retinal damar ağı kısmı elde resmedilir. İmge elde edimi, hedefin işbirliğini gerektirir. Göz merceği ile temas sağlanmalıdır ve kullanıcının bilinçli çabasını gerektirir. Bütün bu faktörler, retinal biyometriğin insanlar tarafından kabul edilebilirliğini olumsuz etkiler. Retinal biyometriğin, insanlar tarafından kabulünün önünde duran diğer faktör de; bazı medikal durumları (ör. hipertansiyon) ortaya çıkarabilen retina tarama bazı biyometrik olmasıdır.

- **İmza:** Kişinin ismini imza olarak kullanma biçiminin, o şahıs için karakteristik olduğu bilinir. İmza yazma enstrümanları ile yapılan çaba ve temas olduğu halde pek çok devlet, yasal ve ticari işlemlerde doğrulama yöntemi olarak kabul görür. İmzalar, belirli bir zaman periyodundan değişen ve imzayı atanın fiziksel ve duygusal durumlarından etkilenen davranışsal biyometriklerdir. Bazı insanların imzaları çok değişiktir. Çok başarılı bir taklitleri bile önemli ölçüde farklıdır. Bunun dışında, profesyonel dolandırıcılar yeteneksiz gözleri ürettikleri imzalarla kandırabilirler.

- **Ses:** Ses yakalama gelişigüzele ve ses baskısı bütün topluluklarca kabul edilir bir biyometriktir. Ses biyometrik uygulamalarda, kişi tanımlaması için telefonun gerektiği tek biyometrik olabilir. Sesin geniş bir kimlik veritabanından bireyin kimliklendirilmesine yeterince izin verecek kadar ayırt edici özelliği yoktur. Dahası, tanımlama için mevcut olan ses sinyalleri tipik olarak mikrofon, iletişim kanalları ve dijitalize karakteristikleri tarafından kalitesi düşürülmüş bir haldedir. Ses, aynı zamanda insan sağlığı (ör. soğuk algınlığı) stres, duygular, vb. faktörlerin etkisi altındadır. Bunun yanında, bazı insanların olağanüstü bir şekilde ses taklit yeteneği vardır.

- Yukarıda açıklanan çeşitli biyometrik tanımlayıcılar, Tablo 2.1.'de karşılaştırılmıştır. Şunu unutmayın ki; parmak izi tanımlama, adı geçen tüm biyometriklerin arzu edilen denge özelliklerine sahiptir. Ele dair özürler dışında her insan

parmak izine sahiptir. Parmak izleri çok ayırt edicidir. Parmak izi, kesikler, derideki yaralar ya da hava koşullarından dolayı geçici bir süre küçük değişimlere uğrasa da ayrıntıları kalıcıdır. Tarayıcı parmak izi sensörleri, kolayca yüksek kalitede imgeler yakalayabilir ve parmak izlerinin arka plandan segmentasyon probleminden dolayı sorun yaşamazlar. Bununla beraber, kişinin bilgisi dışında uzaktan imge yakalama şansı olmadığından örtük uygulamalar için uygun değildir. Parmak izi tabanlı biyometrik sistemler, iyi bir performans sergiliyor, aynı zamanda parmak izi sensörleri çok küçük ve elde edilebilir hale geldi. Parmak izlerinin hukuk dairelerince, dünya genelinde kriminal araştırmalar için uzun bir tarihi kullanımı olduğundan; suçluluk lekesini hep beraberlerinde taşırlar. Bununla beraber, otomatik tanımlamaya olan talebin yükselmesi ile elektronik olarak birleştirilmiş toplumda kimlik sahtekârlıkları ile savaşmak adına bu anlayışın değiştiği görülüyor.

- Parmak izi tanımlamanın birleşmesi, kriptografik teknikler ve geçerlilik canlılık saptaması ile beraber, parmak izi sistemlerini atlatmak çok zor olmaya başladı. Parmak izi tanımlama en olgun biyometrik tekniklerden biridir ve pek çok tanımlama uygulamasına uygundur. Bu, 2002 yılına ait çeşitli biyometrik tekniklerden elde edilen gelirlerin yansıtıldığı tabloda görülmektedir.

2.9. Biyometrik Sistem Hataları

Gösterimin basitleştirilmesi için herhangi diğer bir biyometrik tanımlayıcı için geçerli olduğu halde, takip eden tartışmanın odağında parmak izleri vardır. Parmak izi tanımlama sisteminde, karşılaştırmacının verdiği cevap, veri ve veritabanı şablon sunumları arasındaki benzerliklerin karşılaştırma puanları (genelliği kaybetmeden $[0,1]$ aralığında sıralama) şeklinde ölçümüdür. Puan 1'e yaklaştıkça iki parmak izinin aynı şahsa ait olduğu kesinlik kazanır. Puan 0'a yaklaştıkça iki parmak izinin aynı şahsa ait olması bakımından sistem güveni azalır [5]. Sistem kararı, t eşiği tarafından düzenlenir: Karşılaştırılan parmak izi çiftlerinin t 'ye eşit veya t 'den büyük puanlar alması durumunda eşleşen çiftler olarak adlandırılır.

Tipik bir biyometrik doğrulama sistemi, iki tür hata yapar:

Aynı parmaktan alınması gerekirken iki farklı parmaktan alınmasından dolayı hatalı biyometrik ölçüm (hatalı eşleşme). Diğeri, iki farklı parmaktan alınması gerekirken aynı parmaktan alınan iki hatalı biyometrik ölçüm (hatalı eşleşme). Bu iki tür hatanın genellikle

hatalı kabul ve hatalı ret olarak belirtildiğini unutmayın. Pozitif ve negatif tanımlama arasında bir ayrım olmalıdır. Pozitif tanımlama sistemlerinde (ör. geçiş kontrol sistemi), hatalı eşleştirme, sahtekarlık yapanın yanlış kabulüne neden olurken; hatalı eşleştirememe de gerçek kullanıcının reddine neden olur. Öte taraftan negatif tanımlama uygulamalarında (ör. kullanıcıların sahte kimliklerle devlet yardımı almasını önlemek), hatalı eşleştirme gerçek talebin reddi ile sonuçlanırken, hatalı eşleştirememe hilekarın girişiminin hatalı bir şekilde kabul edilmesi ile sonuçlanır. Hatalı eşleştirme-hatalı eşleştirememe notasyonları, uygulama bağımlı değildir. Bu yüzden prensipte (hatalı kabul/hatalı ret) tercih edilir. Bununla beraber, Yanlış Kabul Oran (FAR) ve Yanlış Ret Oranı (FRR) daha popüler ve ticari çevrelerde daha yaygındır [5].

3. GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİ KULLANILARAK ÖN İŞLEM VE ÖZELLİK ÇIKARIM

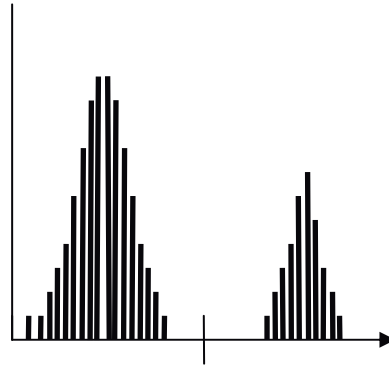
Bu bölümde daha önceki otomatik parmak izi tanıma çalışmalarında ön işlem ve özellik çıkarım aşamalarında kullanılan temel morfolojik işlemler tanıtılacaktır.

3.1. Gri Seviye Gösterimi

Renkli görüntülerin bilgisayarda daha iyi işlenebilmesi için görüntünün 0 ve 1'lerden oluşan siyah beyaz görüntülere dönüştürülmesi işlemidir. Burada görüntüdeki 0'lar siyahı, 1'ler ise beyaz rengi göstermektedir.

3.2. Histogram Gösterimi

Histogram gösterimi, görüntüdeki gri seviye dağılımlarını göstermek için kullanılmaktadır. Örneğin, koyu bir arka plan üzerinde açık renkli nesnelere oluşan $f(i, j)$ görüntüsüne ilişkin gri seviye histogramı Şekil 3.1'deki şekle sahip olacaktır [6].



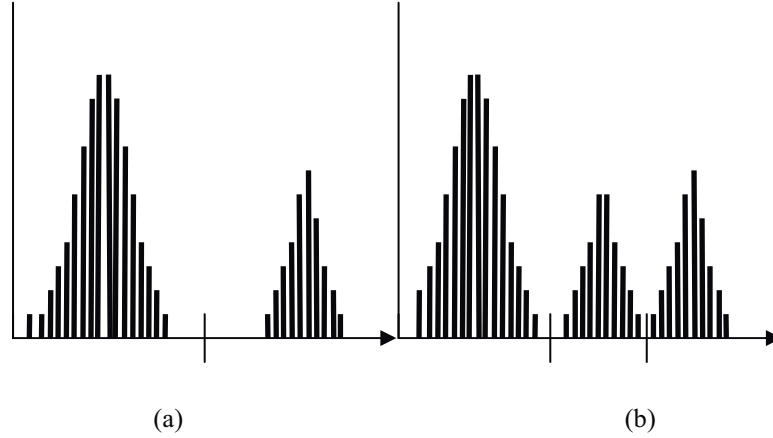
Şekil 3.1. Gri Seviye Histogram Biçimi

3.3. Resim Eşikleme

Eşikleme, görüntü bölütleme amacı için kullanılan en önemli yaklaşımlardan birisidir [8].

Eşikleme işleminde amaç, görüntü içerisindeki nesnelere görüntü arka planından ayırıp belirlemektir.

Eşikleme için, görüntüdeki gri seviye dağılımlarını gösteren görüntü histogramından faydalanılmaktadır. Bu histograma göre, nesnelere ve arka plana ait pikseller olmak üzere, görüntüyü iki ana grupta değerlendirmek mümkün olmaktadır. Bu durumda nesnelere arka plandan ayırmak için en kolay yol, histogramdan göreceli olarak belirlenen bir T eşik değeri ile görüntüdeki piksel değerlerini karşılaştırmak olacaktır. Buna göre, görüntüdeki herhangi bir (i, j) pikseli için; $f(i, j) > T$ ise (i, j) pikseli nesneye ait bir nokta, $f(i, j) \leq T$ ise (i, j) pikseli arka plana ait bir nokta olacaktır. Diğer taraftan, görüntüye ilişkin histogram Şekil 3.2(b)'deki gibi ikisi nesneye biri de arka plana ait olmak üzere üç gri seviye grubundan oluşabilmektedir. Buna göre görüntüdeki herhangi bir (i, j) pikseli için; $T1 < f(i, j) \leq T2$ aralığındaki pikseller bir nesneye, $f(i, j) > T2$ aralığındaki pikseller diğer bir nesneye ve $f(i, j) \leq T1$ aralığındaki pikseller de görüntü arka planına karşı düşecektir [7].



Şekil 3.2. Bölmelenen gri seviye histogram biçimleri

a) Tek bir eşik değeri b) Birden çok eşik değeri ile

3.4. Kenar Çıkarma Yöntemi

Kenar çıkarma, görüntü işlemede temel öneme sahip konulardan birisidir. Bir görüntüdeki kenar, aydınlatma veya yüzey yansımaları gibi bir görüntünün fiziksel görünüşünde oluşan önemli bir değişime karşı düşer ki bu değişim kendisini parlaklık, renk ve doku olarak ortaya çıkarır.

Canny kenar çıkarma yöntemi, çok adımlı bir kenar çıkarma tekniğidir. Bu yöntemin esas amacı görüntüdeki nesnelere kenarlarını iyi bir şekilde ortaya çıkarırken aynı zamanda görüntüdeki gürültüleride yok etmektir. Canny algoritmasının içeriği aşağıda maddeler halinde sıralanmıştır:

Buna göre (m,n) boyutunda bir görüntü $f(m,n)$, bir Gauss filtresinden geçirilerek yapısındaki gürültüler ve istenmeyen detaylar azaltılır. Bu işlem denklem 3.1. de ifade edilmiştir.

$$g(m,n) = G_{\sigma}(m,n).f(m,n) \quad 3.1.$$

burada $G_{\sigma} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{m^2 + n^2}{2\sigma^2}\right)$ şeklinde bir Gauss filtre fonksiyonudur.

Burada Canny kenar çıkarma algoritmasını gerçekleştirmek için Sobel kenar belirleyici yöntemi kullanılmıştır. Buna göre ele alınan filtrelenmiş $g(m,n)$ görüntüyü oluşturan gri seviye pikselleri boyutları m ve n olmak üzere iki boyutlu bir matris olarak düşünülmüştür. Bu görüntü piksel matrisi küçük bir resim için Tablo 3.1. de verilmiştir. Burada m , bu matrisin yataydaki boyutu, n ise düşeydeki boyutunu göstermektedir.

Tablo 3.1. Görüntü piksel matrisi

2	4	5	4	2
4	9	12	9	4
5	12	15	12	5
4	9	12	9	4
2	4	5	4	2

Sobel kenar belirleme yönteminde bu görüntünün düşeydeki eğimi ($g_m(m,n)$) ve yataydaki eğimi ($g_n(m,n)$)'i bulabilmek için biri yatay biride düşey olmak üzere her biri 3 x 3 boyutunda iki adet katlama maskesi kullanılmıştır. Bu katlama maskeleri Tablo 3.2. ve Tablo 3.3. de verilmiştir.

Tablo 3.2. $g_m(m,n)$ katlama maskesi

-1	00	+1
-2	00	+2
-1	00	+1

Tablo 3.3. $g_n(m,n)$ katlama maskesi

+1	+2	+1
10	00	00
-1	-2	-1

Tablo 3.1. deki görüntü piksel matrisi ayrı ayrı Tablo 3.2. ve Tablo 3.3. deki yatay ve düşey katlama maskeleri ile çarpım işlemine tabi tutulur. Elde edilen değerler yatay ve düşey için ayrı ayrı toplanarak bu eksenlerdeki eğimler olan $g_m(m,n)$ ve $g_n(m,n)$ elde edilir.

Eğim operatörlerinden Sobel kullanılarak filtrelenmiş görüntü $g(m,n)$ 'in eğimi aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$M(m,n) = \sqrt{g_m^2(m,n) + g_n^2(m,n)} \quad (3.2)$$

ve

$$\theta(m,n) = \tan^{-1}(g_n(m,n)/g_m(m,n)) \quad (3.3)$$

Burada $\theta(m,n)$, görüntünün eğimidir.

Eşik değeri M_T aşağıdaki gibi bulunur.

$$M_T(m,n) = \begin{cases} M(m,n) & M(m,n) > T \quad \text{ise} \\ 0 & M(m,n) \leq T \quad \text{ise} \end{cases} \quad (3.4)$$

Burada T değeri, görüntü gürültüden ve istenmeyen ayrıntılardan temizlendikten sonra görüntüdeki nesnelerin kenarlarını en iyi şekilde görebilmemizi sağlayacak şekilde seçilen piksel değeri olmaktadır. Bu şekilde Canny kenar çıkarma algoritması kullanılarak bir görüntüdeki nesnelerin kenarları elde edilir [9].

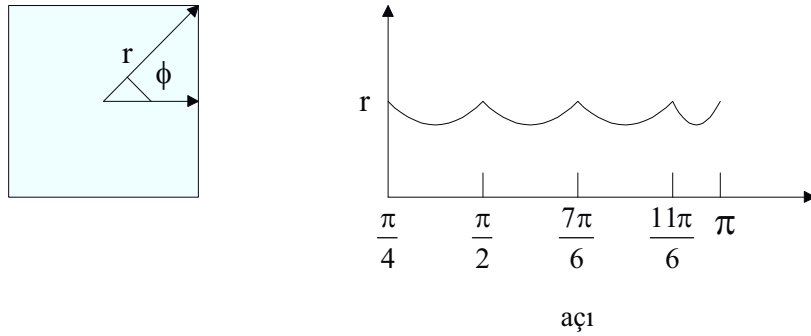
3.5. Merkez Kenar Değişim Yöntemi

Merkez kenar değişim yöntemi, iki boyutlu bir sınırın bir boyutlu temsilidir. Merkez kenar değişimi, $r(\phi)$ fonksiyonunun bir çizimi olarak tanımlayabiliriz. $r(\phi)$ fonksiyonundaki r , şeklin ağırlık merkezi ile bu şeklin sınırları üzerinde bulunan herhangi bir nokta arasındaki öklit uzaklığını temsil etmektedir. Denklem 3.5. de öklit uzaklığının nasıl hesaplandığı gösterilmektedir.

$$r = \sqrt{(x - x_m)^2 + (y - y_m)^2} \quad (3.5)$$

Burada x sınır üzerindeki noktanın yatay bileşeni, x_m ağırlık merkezi noktasının yatay bileşeni, y sınır üzerindeki noktanın düşey bileşeni ve y_m ise ağırlık merkezi noktasının düşey bileşenidir.

ϕ ise Şekil 3.3. de gösterildiği gibi sınır üzerindeki herhangi bir noktanın yatay konumuyla yaptığı referans açığı temsil etmektedir. Bu açığa göre şeklin ağırlık merkez noktasıyla bu şeklin sınırları üzerindeki her bir nokta arasındaki öklit uzaklığının çizimi merkez kenar değişimi işaretini vermektedir [8]. Şekil 3.3. den de görüldüğü gibi bu işaret bir kare şekli için belirli periyotlarda tekrarlanan bir dairesel çizimi oluşturmaktadır.



Şekil 3.3. Kare Şekli İçin Merkez Kenar Değişimi Yönteminin Uygulanması

3.6. Entropi Kavramı

Entropi kavramı, işaret işleme ve özellikle haberleşme sahasında ilk olarak Shannon tarafından kullanılmıştır. Entropi tabanlı özellikler verilen bir işaret gösteriminin özellikleri ile ilgili bilgileri tanımlamaktadır [11]. Entropi kavramı, bir sistemin düzenliliğini ölçmek amacı ile termodinamik fiziğinde iyi bilinen bir kavramı temsil etmektedir. Entropi ölçüm yöntemi herhangi bir işaretin düzensizlik derecesini ölçmek için ideal bir araç olarak görünmektedir [11]. Ayrıca, entropi kavramı bir ortamdaki bilginin ortalama miktarını ölçmek amacı ile de kullanılmaktadır [12].

Son yıllarda, entropi işaret işleme alanında da yaygın olarak kullanılan bir kavram haline gelmiş bulunmaktadır. Bunlardan bazıları; entegre devre teknolojisinde karbon üzerindeki elektron enerji kaybını bulmak [13], JPEG görüntü kodlamada oluşabilecek gürültüyü tespit etmek [14], biyomedikal NMR işaretlerinin dalgacık dönüşüm uzayından istatistiksel bilgilerini elde ederek işaretin gürültüsüz şeklini kestirmek, EEG işaretlerinin spektral entropilerini kullanarak anestezi derinliği tahmin etmek ve MEG biyomedikal görüntülerin yeniden yapılandırılmasında Norm entropi metodu kullanarak yüksek kalitede MEG görüntüleri elde etmek gibi sıralayabiliriz.

İşaret işlemede yaygın olarak kullanılan entropi hesaplama türleri : Shannon, Norm, Eşik (Threshold), Logaritmik Enerji ve Sure yöntemleridir [15]. Bunun dışında diğer entropi hesaplama teknikleri de bulunmaktadır. Aşağıdaki entropi yöntemlerinde, s işareti ve s_i de işaretin i . katsayısını göstermektedir.

İşaret işleme alanında yaygın kullanılan bu entropi türleri ve bu entropi türlerine ait denklemler aşağıda gösterilmiştir.

Shannon Entropisi

$$E(s) = -\sum_i s_i^2 \cdot \log_2(s_i^2) \quad \text{ve} \quad \log(0) = 0 \text{ kabul edilerek} \quad (3.6)$$

Norm Entropisi

$$E(s) = \sum_i |s_i|^p \quad \text{ve} \quad 1 \leq p < 2 \quad (3.7)$$

Logaritmik Enerji Entropisi

$$E(s) = \sum_i \log_2(s_i^2) \quad \text{ve} \quad \log(0) = 0 \text{ kabul edilerek} \quad (3.8)$$

Eşik Entropisi

$$E(s) = \sum_i E(s_i) \quad \varepsilon \text{ pozitif bir eşik değeri olup} \quad (3.9)$$

$$|s_i| > \varepsilon \Rightarrow E(s_i) = 1 \quad \text{ve} \quad |s_i| \leq \varepsilon \Rightarrow E(s_i) = 0$$

Sure Entropisi

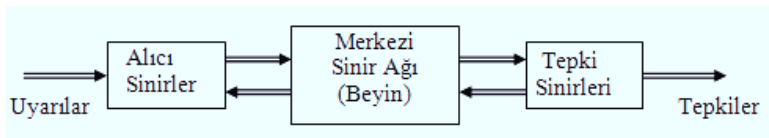
$$|s_i| \leq \varepsilon \Rightarrow E(s) = \sum_i \min(s_i^2, \varepsilon^2) \text{ burada } \varepsilon \text{ pozitif bir eşik değeridir.} \quad (3.10)$$

4. YAPAY SİNİR AĞLARINA GİRİŞ

Son yıllarda, insan beyninin çalışma prensibini yapay olarak modellemeyi amaçlayan yapay sinir ağları (YSA); nesne/örüntü tanıma, sinyal işleme, arıza analizi ve tespiti, sistem tanılama ve denetimi v.s gibi çeşitli alanlarda yaygın olarak kullanılmaya başlanmış ve kullanıldığı alanlardaki problemlerin çözümüne yeni yaklaşımlar getirmiş bulunmaktadır. Genel olarak bir YSA, tek katmanlı ya da çok katmanlı olarak düzenlenebilen ve paralel olarak çalışan çok sayıda doğrusal olmayan yapay hücreden meydana gelen bir sistem ya da matematiksel model olarak tanımlanabilir. Hücreler arasındaki ağırlıklar, istenilen tasarım amaçlarını sağlayacak şekilde çeşitli öğrenme kuralları ile ayarlanabilmektedir [16]. Bu yapıyla YSA, öğrenme sürecinde bilgiyi toplayan ve ağırlıkları yardımıyla bu bilgiyi saklayan paralel bir işlemcidir diyebiliriz. Bugün, çeşitli YSA yapıları ve öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir. Herhangi bir uygulama için uygun YSA yapısını ve öğrenme algoritmasını seçmek ya da geliştirmek gerekmektedir. Bu bölümde, yapay sinir hücresinin ve sinir ağının yapıları ve temel özellikleri verilecektir.

4.1. Biyolojik Sinir Sistemi

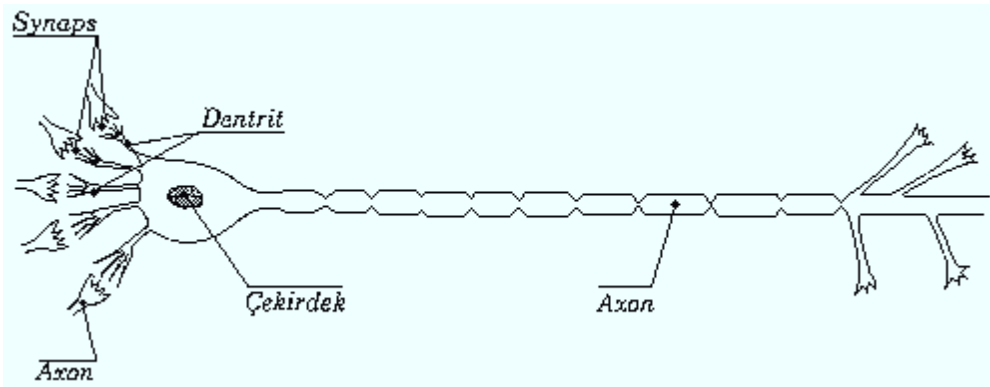
Biyolojik sinir sistemi, merkezinde sürekli olarak bilgiyi alan, yorumlayan ve uygun bir karar üreten beynin (merkezi sinir ağı) bulunduğu 3 katmanlı bir sistem olarak açıklanabilir. Alıcı sinirler organizma içerisinde ya da dış ortamlardan algıladıkları uyarıları, beyne bilgi ileten elektriksel sinyallere dönüştürürler. Tepki sinirleri ise, beynin ürettiği elektriksel darbeleri organizma dışına uygun tepkilere dönüştürür. Şekil 4.1 de bir sinir sisteminin blok gösterimi verilmiştir [17].



Şekil 4.1. Biyolojik Sinir Sisteminin Blok Gösterimi

Merkezi sinir ağında bilgiler, alıcı ve tepki sinirleri arasında ileri ve geri besleme yönünde değerlendirilerek uygun tepkiler üretilmektedir. Bu yönüyle biyolojik sinir

sistemi, kapalı çevrim denetim sisteminin karakteristiklerini taşır. Merkezi sinir sisteminin temel işlem elemanı, sinir hücresidir ve insan beyinde yaklaşık 10 milyar sinir hücresi olduğu tahmin edilmektedir. Sinir hücresi; hücre gövdesi, dendritler ve aksonlar olmak üzere 3 bileşenden meydana gelir. Dendritler, diğer hücrelerden aldığı bilgileri hücre gövdesine bir ağaç yapısı şeklinde ince yollarla iletirler. Aksonlar ise elektriksel darbeler şeklindeki bilgiyi hücreden dışarı taşıyan daha uzun bir yoldur. Aksonların bitimi, ince yollara ayrılabilir ve bu yollar, diğer hücreler için dendritleri oluşturmaktadır. Şekil 4.2 de görüldüğü gibi akson-dendrite bağlantı elemanı sinaps olarak adlandırılır.



Şekil 4.2. Sinaps

Sinaps gelen ve dendritler tarafından alınan bilgiler genellikle elektriksel darbelerdir ancak, sinapsdaki kimyasal ileticilerden etkilenirler. Belirli bir sürede bir hücreye gelen girişlerin değeri, belirli bir eşik değerine ulaştığında hücre bir tepki üretir. Hücrenin tepkisini artırıcı yöndeki girişler uyarıcı, azaltıcı yöndeki girişler ise önleyici girişler olarak söylenir ve bu etkiyi sinaps belirlemektedir [18].

İnsan beyininin 10 milyar sinir hücresinden ve 60 trilyon sinaps bağlantısından oluştuğu düşünülürse son derece karmaşık ve etkin bir yapı olduğu anlaşılmaktadır. Diğer taraftan bir sinir hücresinin tepki hızı, günümüz bilgisayarlarına göre oldukça yavaş olmakla birlikte duyuşal bilgileri son derecede hızlı değerlendirebilmektedir. Bu nedenle insan beyni; öğrenme, birleştirme, uyarılma ve genelleştirme yeteneği nedeniyle son derece karmaşık, doğrusal olmayan ve paralel dağılmış bir bilgi işleme sistemi olarak tanımlanabilir.

4.2. Yapay Sinir Ağı (YSA)

Beynin üstün özellikleri, bilim adamlarını üzerinde çalışmaya zorlamış ve beynin nörofiziksel yapısından esinlenerek matematiksel modeli çıkarılmaya çalışılmıştır. Beynin

bütün davranışlarını tam olarak modelleyebilmek için fiziksel bileşenlerinin doğru olarak modellenmesi gerektiği düşüncesi ile çeşitli yapay hücre ve ağ modelleri geliştirilmiştir. Böylece yapay sinir ağları denen yeni ve günümüz bilgisayarlarının algoritmik hesaplama yönteminden farklı bir bilim alanı ortaya çıkmıştır [19]. Yapay sinir ağları; yapısı, bilgi işleme yöntemindeki farklılık ve uygulama alanları nedeniyle çeşitli bilim dallarının da kapsam alanına girmektedir.

Genel anlamda YSA, beynin bir işlevi yerine getirme yöntemini modellemek için tasarlanan bir sistem olarak tanımlanabilmektedir. YSA, yapay sinir hücrelerinin birbirleri ile çeşitli şekillerde bağlanmasından oluşur ve genellikle katmanlar şeklinde düzenlenir. Donanım olarak elektronik devrelerle ya da bilgisayarlarda yazılım olarak gerçekleştirilebilir. Beynin bilgi işleme yöntemine uygun olarak YSA, bir öğrenme sürecinden sonra bilgiyi toplama, hücreler arasındaki bağlantı ağırlıkları ile bu bilgiyi saklama ve genelleme yeteneğine sahip paralel dağılmış bir işlemci olarak tanımlanabilir. Öğrenme süreci, arzu edilen amaca ulaşmak için YSA ağırlıklarının yenilenmesini sağlayan öğrenme algoritmalarını ihtiva eder [20].

4.2.1. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

Yukarıda verilen açıklamalardan, YSA' nın hesaplama ve bilgi işleme gücünü, paralel dağılmış yapısından, öğrenebilme ve genelleme yeteneğinden aldığı söylenebilir. Genelleme, eğitim ya da öğrenme sürecinde karşılaşılmayan girişler için de YSA' nın uygun tepkileri üretmesi olarak tanımlanır. Bu üstün özellikleri, YSA' nın karmaşık problemleri çözebilme yeteneğini gösterir. Günümüzde birçok bilim alanında YSA, aşağıdaki özellikleri nedeniyle etkin olmuş ve 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 davranışı gösterebilmesi için amaca uygun olarak ayarlanması gerekmektedir. 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 yada tasarlanamaz. Bu nedenle YSA, istenen davranışı gösterecek şekilde

ilgilendiđi problemden aldıđı eğitim örneklerini kullanarak problemi öğrenmelidir.

- **Genelleme** : YSA, ilgilendiđi problemi öğrendikten sonra eğitim sırasında karşılaşmadıđı test örnekleri için de arzu edilen tepkiyi üretebilir. Örneđin, karakter tanıma amacıyla eğitilmiş bir YSA, bozuk karakter girişlerinde de dođru karakterleri verebilir yada bir sistemin eğitilmiş YSA modeli, eğitim sürecinde verilmeyen giriş sinyalleri için de sistemle aynı davranışı gösterebilmektedir.
- **Uyarlanabilirlik** : YSA, ilgilendiđi problemdeki deđişikliklere göre ağırlıklarını ayarlar. Yani, belirli bir problemi çözmek amacıyla eğitilen YSA, problemdeki deđişimlere göre tekrar eğitilebilir, deđişimler devamlı ise gerçek zamanda da eğitime devam edilebilir. Bu özelliđi ile YSA, uyarlamalı örnek tanıma, sinyal işleme, sistem tanılama ve denetim gibi alanlarda etkin olarak kullanılmaktadır.
- **Hata Toleransı** : YSA, çok sayıda hücrenin çeşitli şekillerde bağlanmasından oluştuđundan paralel dađılmış bir yapıya sahiptir ve ađın sahip olduđu bilgi, ađdaki bütün bağlantılar üzerine dađılmış durumdadır. Bu nedenle, eğitilmiş bir YSA' nın bazı bağlantılarının hatta bazı hücrelerinin etkisiz hale gelmesi, ađın dođru 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 gerçekleştirilebilir. Bu özellik, YSA' nın hızlı bilgi işleme yeteneđini artırır ve gerçek zamanlı uygulamalarda arzu edilmektedir.
- **Analiz ve Tasarım Kolaylıđı**: 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 oluşacaktır. Bu nedenle, farklı uygulama alanlarında kullanılan YSA' ları benzer öğrenme algoritmalarını ve teorilerini paylaşabilirler. Bu özellik, problemlerin YSA ile çözümünde önemli bir kolaylık getirecektir.

4.2.2. YSA' nın Uygulama Alanları

Son yıllarda YSA' ları, özellikle günümüze kadar çözümü güç ve karmaşık olan yada ekonomik olmayan çok farklı alanlardaki problemlerin çözümüne uygulanmış ve genellikle başarılı sonuçlar alınmıştır. YSA' ları çok farklı alanlara uygulanabildiđinden bütün

uygulama alanlarını burada sıralamak zor olmakla birlikte genel bir sınıflandırma ile YSA' nın uygulama alanları aşağıdaki gibi 6 grup içerisinde toplanabilir [21].

- **Arıza Analizi ve Tespiti** : Bir sistemin, cihazın yada elemanın düzenli (doğru) çalışma şeklini öğrenen bir YSA yardımıyla bu sistemlerde meydana gelebilecek arızaların tanımlanma olanağı bulunmaktadır. Bu amaçla YSA; elektrik makinalarının, uçakların yada 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, nesnelere/görüntüleri ayırma ve tanıma, yeni algılayıcı tasarımı ve gürültü önleme v.s gibi alanlara uygulanmıştır.
- **Haberleşme** : Görüntü ve veri sıkıştırma, otomatik bilgi sunma servisleri, konuşmaların gerçek zamanda çevirisi 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/gösterme, robot sistemlerin kontrolü, doğrusal olmayan sistem modelleme ve kontrolü, elektrikli sürücü sistemlerin kontrolü v.s. gibi yaygın bir uygulama yeri bulmuştur.

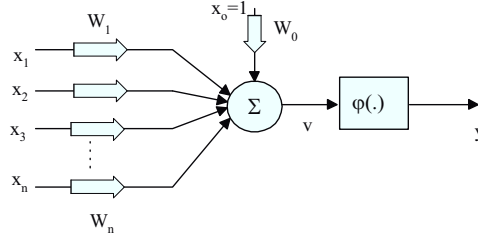
4.3. Yapay Hücre Modelleri

Yapay sinir hücreleri, YSA' nın çalışmasına esas teşkil eden en küçük bilgi işleme birimidir. Geliştirilen hücre modellerinde bazı farklılıklar olmakla birlikte genel özellikleri ile bir yapay hücre modeli, şekil 4.3' de görüldüğü gibi girdiler, ağırlıklar, birleştirme fonksiyonu, aktivasyon (etkinleştirme) fonksiyonu ve çıktılar olmak üzere 5 bileşenden meydana gelmektedir [22]. Girdiler, diğer hücrelerden ya da dış ortamlardan hücreye giren bilgilerdir. Bilgiler, bağlantılar üzerindeki ağırlıklar üzerinden hücreye girer ve ağırlıklar, ilgili girişin hücre üzerindeki etkisini belirlemektedir. 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 işlemde geçirerek hücre çıkışını 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) içerisine alınabilir. Genel olarak hücre modelleri şekil 4.3' deki gibi olmakla birlikte gerçekleştirdiği işleve göre hücreler statik yada dinamik bir davranış gösterebilmektedirler.

4.3.1. Statik Hücre Modeli

Şekil 4.3' de; ağırlıkların sabit olduğu ve hücrede geri besleme ya da geciktirilmiş sinyaller kullanılmadığı dikkate alınırsa bu hücre statik bir işlevi gerçekleştireceğinden bu model, statik hücre modeli olarak gösterilebilir.



Şekil 4.3. Yapay Hücre Modeli

Şekil 4.3' e göre, sıfır indisler polarma girişini ve ağırlığını göstermek üzere (yada polarma girişi birim değerli olduğundan sadece polarma ağırlık b ile gösterilmek üzere) statik hücrenin matematiksel modeli denklem 4.1' deki gibi yazılabilmektedir.

$$v = \sum_{i=0}^n W_i x_i \quad \text{yada} \quad v = \sum_{i=1}^n W_i x_i + b \quad , \quad y = \varphi(v) \quad 4.1$$

Burada; W - hücrenin ağırlıklar matrisini, x - hücrenin giriş vektörünü, v - hücrenin net girişini, y - hücre çıkışını ve $\varphi(\cdot)$ - hücrenin aktivasyon fonksiyonunu göstermektedir. Denklem 4.1 den, x giriş vektörünün bileşenlerinin dış (geri beslemesiz) girişler olması durumunda hücrenin doğrusal olmayan statik bir işlevi gerçekleştireceği görülmektedir.

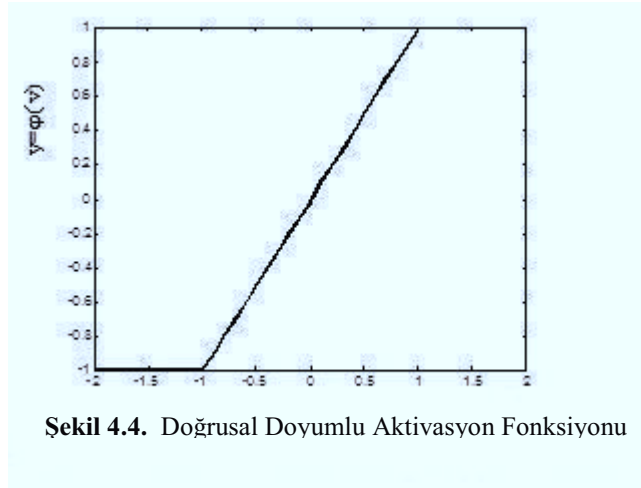
4.3.2. Aktivasyon Fonksiyonları

Hücre modellerinde, hücrenin gerçekleştireceği işleve göre çeşitli tipte aktivasyon fonksiyonları kullanılabilir. Aktivasyon fonksiyonları sabit parametrelili yada uyarlanabilir parametrelili seçilebilmekte olup aşağıda hücre modellerinde yaygın olarak kullanılan çeşitli aktivasyon fonksiyonları tanıtılmıştır.

4.3.2.1. Doğrusal ve Doyumlu-Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu

Doğrusal bir problemi çözmek amacıyla kullanılan doğrusal hücre ve YSA' da ya da genellikle katmanlı YSA' nın çıkış katmanında kullanılan doğrusal fonksiyon, hücrenin net girdisini doğrudan hücre çıkışı olarak verir. Doğrusal aktivasyon fonksiyonu matematiksel olarak $y=v$ şeklinde tanımlanabilir. Doyumlu doğrusal aktivasyon fonksiyonu ise aktif çalışma bölgesinde doğrusaldır ve hücrenin net girdisinin belirli bir değerinden sonra hücre çıkışını doyuma götürür. Doyumlu doğrusal aktivasyon fonksiyonunun denklem 4.2 de matematiksel tanımı, şekil 4.4' de ise grafiği gösterilmektedir.

$$y = \begin{cases} 1 & v > 1 \\ v & -1 < v < 1 \\ -1 & v < -1 \end{cases} \text{ ise} \quad 4.2$$



4.3.2.2. Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu

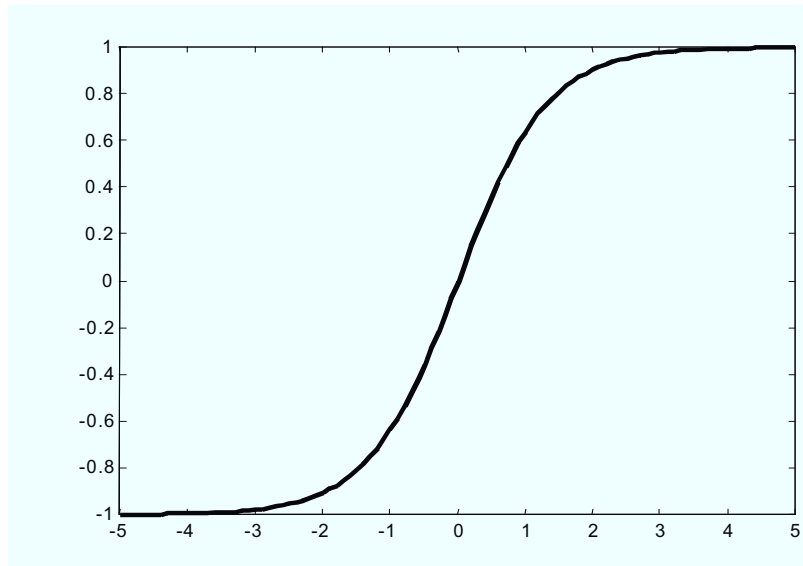
Şekil 4.5' de grafiği verilen çift yönlü sigmoid (tanh) fonksiyonu, türevi alınabilir, sürekli ve doğrusal olmayan bir fonksiyon olması nedeniyle doğrusal olmayan

problemlerin çözümünde kullanılan YSA' larında tercih edilir. Çift yönlü sigmoid fonksiyonun tanımı denklem 4.3' de ve tek yönlü sigmoid fonksiyonunun matematiksel ifadesi ise denklem 4.4' de verilmiştir.

$$\varphi(v) = a \frac{1 - e^{-bv}}{1 + e^{-bv}} \quad 4.3$$

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' nın eğitim sürecinde uyarlanmasıyla sabit katsayılı fonksiyona göre daha iyi bir performans elde edilebilmektedir.

$$\varphi(v) = a \frac{1}{1 + e^{-bv}} \quad 4.4$$

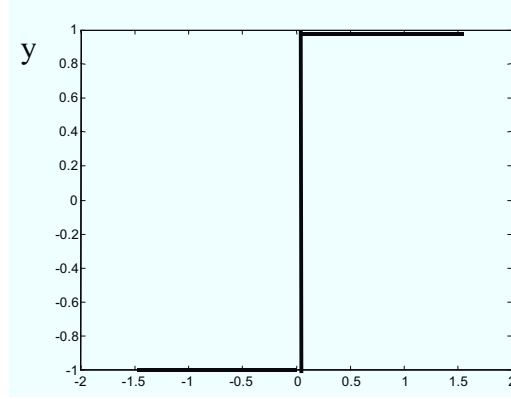


Şekil 4.5. Sigmoid (tanh) Aktivasyon Fonksiyonu

4.3.2.3. Eşik Aktivasyon Fonksiyonu

McCulloch-Pitts modeli olarak bilinen eşik aktivasyon fonksiyonlu hücreler, mantıksal çıkış verir ve sınıflandırıcı ağlarda tercih edilir, şekil 4.6 perceptron (algılayıcı) olarak da söylenen eşik fonksiyonlu hücrelerin matematiksel modeli aşağıdaki gibi tanımlanabilmektedir.

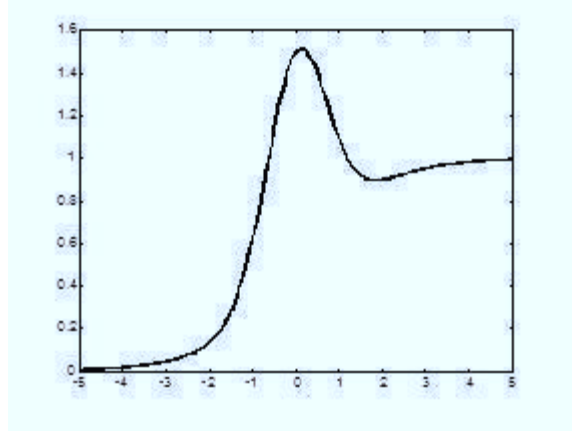
$$y = \begin{cases} 1 & v \geq 0 \\ -1 & v < 0 \end{cases} \text{ ise} \quad 4.5$$



Şekil 4.6. Eşik Aktivasyon Fonksiyonu

4.3.2.4. Diğer Aktivasyon Fonksiyonları

Yukarıda verilen ve yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonlarının dışında YSA' da çeşitli aktivasyon fonksiyonları kullanılmış ve aktivasyon fonksiyonlarına göre YSA' nın problemleri çözebilmeye performansları incelenmiştir. Denklem 4.6' da uyarlanabilir parametrelili ve sigmoidal özellikli bir aktivasyon fonksiyonunun matematiksel ifadesi ve Şekil 4.7' de ise grafiksel gösterimi verilmiştir. a ve b katsayıları, YSA' nın eğitim sürecinde uyarlanmak üzere denklem 4.6' da verilen aktivasyon fonksiyonuna sahip YSA' nın çeşitli problemlerin çözümünde etkin olduğu belirlenmiştir. Farklı problemlerde a_1 , b_1 ve a_2 , b_2 katsayıları farklı değerlere yakınsayarak YSA' nın eğitimini daha etkin kılmış bulunmaktadır.



Şekil 4.7. Uyarlamalı Aktivasyon Fonksiyonu

$$y = \varphi(v) = a_1 \cdot e^{-b_1 \cdot v^2} + a_2 \cdot \frac{1}{1 + e^{-b_2 \cdot v}} \quad 4.6$$

Denklem 4.7' de normal sigmoid fonksiyonlarına göre YSA' nın eğitimini hızlandırıcı etkisi olduğu belirlenen karesel sigmoid aktivasyon fonksiyonunun matematiksel ifadesi verilmiştir. Denklem 4.8' de ise, a katsayısına bağlı olarak tanımlanan belirli bir aralıkta doğrusal ve bu aralıkların dışında sigmoidal değişen uyarlanabilir parametrelili aktivasyon fonksiyonunun da çeşitli problemlerin YSA ile çözümünde etkin olduğu incelenmiştir. Uyarlanabilir a katsayısı 0-1 arasında değişmektedir.

$$y = \varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-v^2}} \quad 4.7$$

$$y = \varphi(v) = \left\{ \begin{array}{l} v \quad |v| < a \text{ ise} \\ (\pm) \left[(1-a) \tanh\left(a + \frac{|v|-a}{1-a}\right) \right] \quad |v| > a \end{array} \right\} \quad 4.8$$

4.3.3. Dinamik Hücre Modelleri

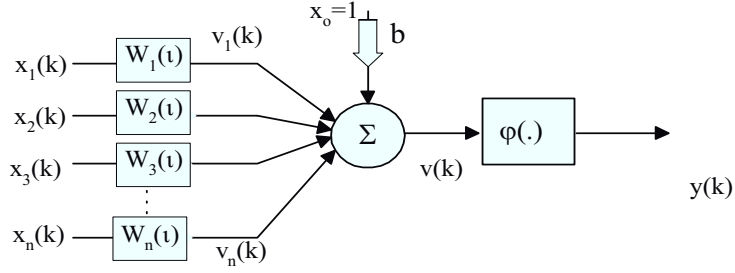
Şekil 4.3 de verilen yapay hücre modeli, x girişlerinden y çıkışlarına doğrusal olmayan statik bir dönüşümü gerçekleştirmektedir. Örüntü tanıma ve sınıflandırma uygulamalarında statik hücre ya da YSA modelleri uygun olmakla birlikte sistem modelleme ve denetimi gibi dinamik problemlerin çözümünde dinamik hücre yada YSA yapılarının kullanılması

gereklidir. Dinamik YSA yapıları çeşitli şekillerde elde edilebilir. Ancak, dinamik bir hücre genel olarak 2 şekilde oluşturulabilir.

- Hücresinin ağırlıkları dinamik bir model (bir filtre) olarak seçilebilir.
- Hücresinin net girdisi dinamik bir modelden (bir filtre) geçirilebilir.

4.3.3.1. FIR Filtre Ağırlıklı Dinamik Hücre Modeli

Hücre ağırlıkları sabit seçilmek yerine bir filtre olarak modellenerek hücresinin dinamik davranışı sağlanabilmektedir. Böylece, herhangi bir ağırlığın dinamik davranışı, zamanın bir fonksiyonu olan ani darbe cevabı ile tanımlanabilmektedir. Her bir hücre ağırlığının FIR filtre olarak modellendiği ayrık zamanlı hücre yapısı Şekil 4.8’ de verilmiştir.

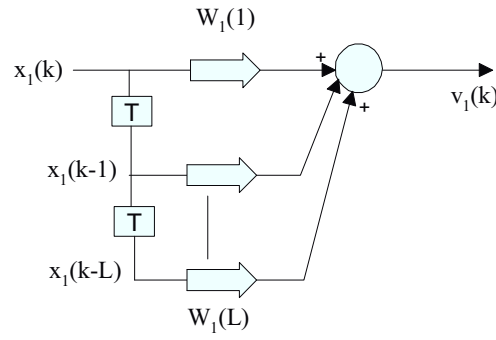


Şekil 4.8. FIR Filtre Ağırlıklı Dinamik Hücre Modeli

Şekil 4.8 de verilen dinamik hücresinin matematiksel modeli aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$v(k) = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^L W_i(l) \cdot x_i(k-l) + b \quad 4.9$$

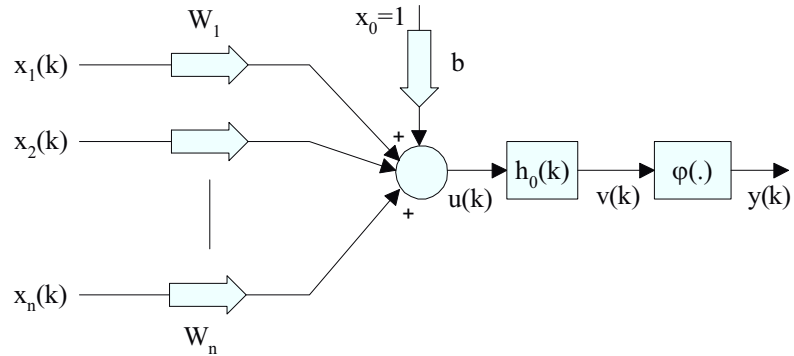
Burada L- filtrenin sonlu bellek (gecikme) sayısı olarak tanımlanır ve ağırlıkların gerçekleştirdiği işlevler, sadece birinci hücre girişi için ayrık zamanda Şekil 4.9’ da verilen blok şema ile gösterilebilmektedir.



Şekil 4.9. FIR Filtre Olarak Tasarlanan Ağırlıklar

4.3.3.2. RC Dinamik Hücre Modeli

Diğer bir dinamik hücre modeli, ağırlıkların dinamik bir model olarak seçilmesi yerine hücrenin net girdisinin doğrusal bir dinamik modelden (filtreden) geçirildiği hücre modelidir. Filtrenin seçimi farklı olabilmekle birlikte genellikle birinci dereceden bir filtre (RC filtre) kullanılmaktadır. Bu durumda filtrenin ani darbe cevabı $h_0(k)$ ya göre hücre modeli Şekil 4.10’ daki gibi çizilebilmektedir.



Şekil 4.10. RC Dinamik Bir Hücre Modeli

4.4. YAPAY SİNİR AĞLARINDA ÖĞRENME

YSA’ nın en önemli özelliklerinden biri, ilgilendiği problemden aldığı örneklerle problemi öğrenerek öz yeteneğini düzeltebilmesidir. YSA, tanımlanan bir ölçüte göre ağıın serbest parametrelerinin ardışıl olarak uyarlanmasıyla problemi öğrenir. YSA açısından öğrenme aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

Öğrenme, YSA' nın ilgilendiği ortam tarafından ağırlık belirli bir süre uyarılmasıyla YSA' nın serbest parametrelerinin, arzu edilen öz yeteneği sağlayacak şekilde ayarlanması işlemidir ve öğrenmenin tipi, parametre değişikliklerinin yapılış şekline bağlı olmaktadır.

Bu tanıma göre öğrenme (yada eğitim) sürecinde; ağırlık uyarılması, bu uyarının sonucu olarak ağırlık parametrelerinin ayarlanması ve ağırlık probleme yeni tepkisini vermesi gerekir. YSA' daki herhangi bir ağırlık ele alınırsa öğrenme, matematiksel olarak aşağıdaki gibi ifade edilebilir [23].

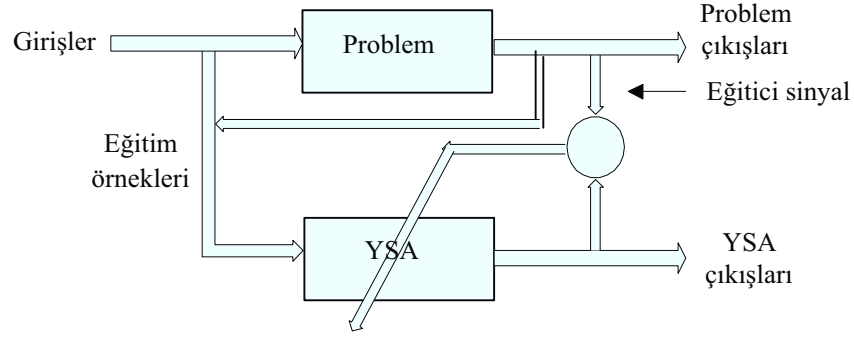
$$W_{yeni} = W_{eski} \pm \Delta W \quad 4.10$$

Burada ΔW , belirli bir kurala göre hesaplanarak o anki ağırlıklara uygulanacak düzeltme miktarını verir ve ΔW ' yi belirlemek için tanımlanmış kurallara öğrenme algoritmaları yada kuralları denir. YSA' nın ilgilendiği ortam tarafından uyarılma yöntemi de öğrenmede önemli bir etkidir; ve bu tanımlara göre öğrenme çeşitli sınıflara ayrılmaktadır.

4.4.1. Öğrenme Yöntemleri

Öğrenmenin tanımından, YSA' nın bir problemi çözebilmesi için ilgilendiği problem tarafından uyarılması gerektiği anlaşılmaktadır [24]. YSA' nın ağırlıklarının uyarlanabilmesi için ihtiyaç duyduğu uyarı sinyallerine göre öğrenme 3 gruba ayrılır.

- **Eğitici Öğrenme** : YSA' nın öğrenebilmesi için ağırlık ilgilendiği ortamın (problemin) davranışlarını ihtiva eden bir eğitici sinyal kullanılır ve bu sinyal, YSA için arzu edilen tepkiyi temsil eder. Eğitici sinyalle birlikte problemde alınan ağırlık girişleri eğitim örneklerini oluşturmaktadır. Eğitici çıkış ile gerçek ağırlık çıkışı arasındaki hata sinyaline göre YSA ağırlıkları ayarlanır. Sonuçta, eğitici sinyalde bulunan ilgili problemin davranışları YSA tarafından bilinir ve eğitimsiz de aynı davranışı gösterebilir. Bu özelliği ile eğitici öğrenme fonksiyon yaklaştırma, nesne tanıma, sistem tanımlama ve ayarlamalı denetim alanlarında kullanılan YSA' ları için etkin bir öğrenme yöntemidir. Eğitici öğrenme yöntemi, Şekil 4.11.'de verilen blok şema ile gösterilebilir.

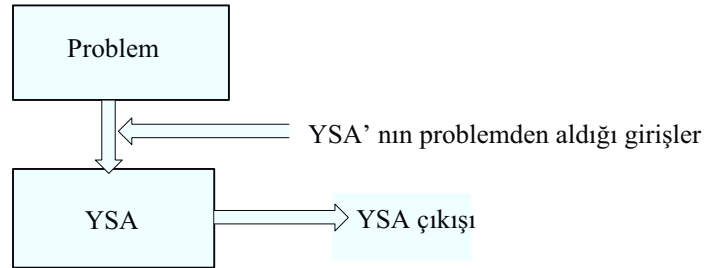


Şekil 4.11. Eğitici Öğrenme Yöntemi

- **Eğitici ÖĞrenme:** Eğitici ya da kendiliğinden düzenlemeli öğrenme yönteminde ağın öğreneceği belirgin davranış örnekleri yani eğitici bir sinyal yoktur. Ağ girişleri üzerinden gerçekleştirilmek istenen bir amaca göre YSA ağırlıkları ayarlanır. Eğitici öğrenme genellikle,

- Ağ giriş verilerini kümelemek,
- Sürekli zaman ağ girişlerini nitelendirmek,
- Ağ giriş verilerini daha farklı boyutlu uzayda göstermek,
- Ağ giriş sinyalini temsil eden özellikleri belirlemek

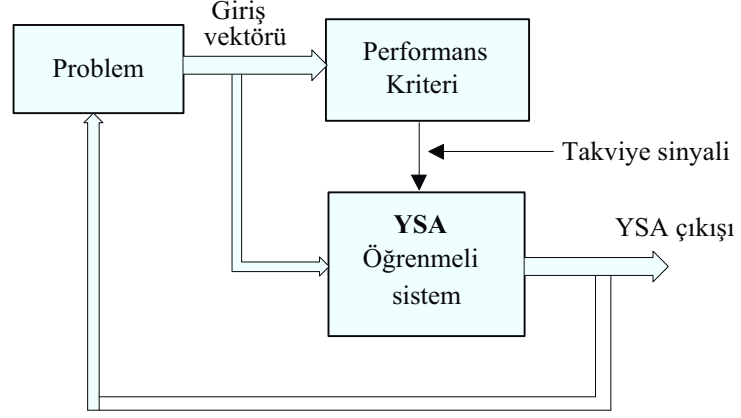
gibi amaçlar için kullanılmaktadır. RTFA' da, YSA' nın giriş verilerini kümeleyerek en iyi en iyi taban fonksiyonu merkezlerinin belirlenmesi , bir sinyalin öz niteliklerini çıkararak sinyal, nesne ve ses tanıma v.s gibi uygulamalarda eğitici öğrenme yöntemleri kullanılmıştır.



Şekil 4.12. Eğitici ÖĞrenme Yöntemi

- **Takviyeli ÖĞrenme :** Takviyeli öğrenme yönteminde, YSA' nın öğrenmesi için bir eğitici sinyal bulunmaz ancak, ağın davranışının uygun olup olmadığını

bildiren bir öz yetenek bilgisine göre ağırlıklar ayarlanmaktadır. Bu nedenle genellikle gerçek zamanda öğrenme yöntemidir diyebiliriz ; ve deneme yanılma esasına göre YSA öğrenir.



Şekil 4.13. Takviyeli Öğrenme Yöntemi

4.4.2. Öğrenme Algoritmaları (Kuralları)

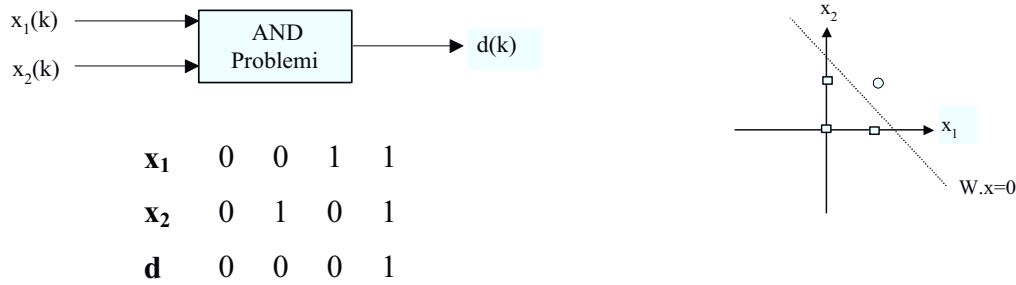
Bölüm 4.4.1.' de tanımlanan öğrenme yöntemleri genel bir sınıflandırma olup YSA' nın ağırlıklarının ayarlanabilmesi için gerekli olan ayrıntıları belirlememektedir. Bu nedenle, herhangi bir problemi çözmek amacıyla kullanılan YSA' nın ağırlıklarının ne gibi işlemlerle yenileceğini tanımlayan çeşitli algoritmalar geliştirilmiştir. Bu bölümde bu algoritmalar tanıtılacaktır.

4.4.2.1. Algılayıcı (Perceptron) Öğrenme Algoritması

Eşik aktivasyon fonksiyonuna sahip hücrelerin ya da YSA' nın eğitimi, algılayıcı öğrenme algoritması olarak söylenmektedir. Eşik fonksiyonlu YSA' ları mantıksal çıkış (0, 1 ya da -1, 1) verdiklerinden genellikle sınıflandırma problemlerinin çözümünde kullanılmaktadır. Dolayısıyla, bu ağların öğreneceği çıkışlar da mantıksal olacaktır.

Eşik fonksiyonlu ve iki girişli bir yapay sinir hücresi, iki boyutlu giriş uzayını bir doğru ile ikiye ayırarak giriş vektörlerini sınıflandırma yeteneğine sahiptir. Benzer şekilde n girişli bir hücre ise n-boyutlu giriş uzayını doğrusal bir düzlem ile ikiye ayırarak giriş

vektörlerini sınıflandırabilecektir. Algılayıcı sınıflandırma özelliği şöyle tanımlanır. $x(k)=[x_1(k) x_2(k) \dots x_n(k)]$, $k=1,2,\dots,N$ olarak tanımlanan n-boyutlu giriş uzayında bütün giriş örneklerini ($n \times N$) ayırabilen n-1 boyutlu bir hiperdüzlem mevcutsa bu giriş örnekleri doğrusal olarak ayrılabilir. Bu hiperdüzlem $W \cdot x = 0$ koşulunu sağlayan ağırlık seti ile tanımlanır ve bu koşul sınıflandırma sınırını belirler. Örnek olarak Şekil 4.14.' de mantıksal AND işleminin bir sınıflandırma problemi olarak analizi görülmektedir [25].



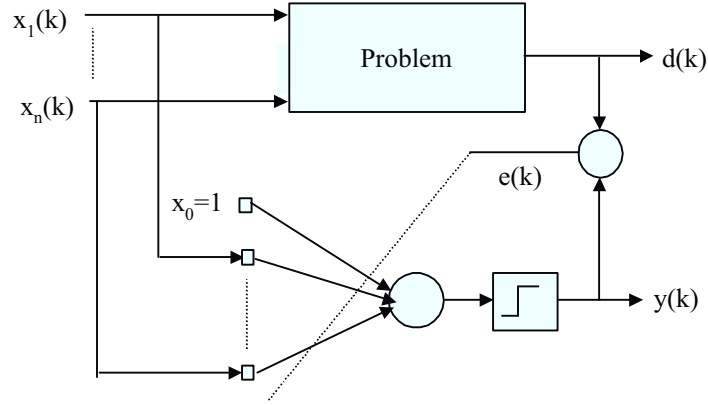
Şekil 4.14. İki Boyutlu Giriş Uzayında Sınıflandırma Problemi

Şekil 4.14.' de verilen AND modeline göre 2 girişli bir hücre and problemini öğrenebilecektir. $W \cdot x = 0$ koşulundan algılayıcı hücrenin iki boyutlu giriş uzayında gerçekleştirdiği işlem (çizdiği doğru) Denklem 4.11.' de görülmektedir.

$$W \cdot x = 0, \quad W_o \cdot x_o + W_1 \cdot x_1 + W_2 \cdot x_2 = 0 \quad \Rightarrow \quad x_2 = -\frac{W_1}{W_2} x_1 - \frac{W_o}{W_2} \cdot 1 \quad 4.11.$$

Denklem 4.11. bir doğru denklemdir ve eğimi, ağırlıklara göre değişecektir. Sonuç olarak bu doğru denklemi, giriş uzayını ikiye ayıracaktır. Polarma girişi olmazsa doğrunun merkezden geçeceği görülmektedir.

Algılayıcı bir hücreye, bir sistemin $x(k)$ giriş vektörünün uygulandığını ve hücreden de $y(k)$ çıkışının alındığını ve sistemin çıkışının da (YSA için arzu edilen çıkış) $y_d(k)$ olduğunu varsayalım.



Şekil 4.15. Algılayıcı hücre ile sınıflandırma probleminin çözümü

Şekil 4.15.' den algılayıcı yakınsama algoritmasına göre bu hücrenin eğitimi aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$W_i(k+1) = W_i(k) + \Delta W_i(k) , \quad \Delta W_i(k) = e(k) \cdot x_i(k) , \quad e(k) = y_d(k) - y(k) \quad 4.12.$$

Eğitici öğrenme yöntemini kullanan algılayıcı öğrenme algoritmasında öğrenilecek sistem çıkışının $[y_d(k)]$ ve hücrenin gerçek çıkışının $[y(k)]$ mantıksal olduğu hatırlanmalıdır. Buna göre hatanın da $[e(k)]$ mantıksal olacağı görülmektedir.

4.4.2.2. Örneksel ve Toplu Öğrenme Algoritması

Şekil 4.15.' de problemin bilinmediğini ancak, probleme giriş örneklerinin $x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k)$ ve problemin çıkış örneklerinin $d(k)$ ölçülebilir olduğunu varsayalım. Ayrıca, bu problemin Şekil 4.15.' deki gibi bir hücre ile çözülebilir (örneğin sınıflandırma problemlerindeki giriş örneklerinin doğrusal ayrılabilir olması gibi) olduğunu kabul edelim. Bu durumda problemin çözümüne, rastgele başlatılan hücre ağırlıklarının denklem 4.13.' deki kurala göre ayarlanmasıyla ulaşılabilecektir. Ancak, doğru ağırlıkları bir iterasyonda elde etmek genellikle mümkün değildir ve çok defa iteratif olarak işlem yapmak gerekmektedir.

Problemden $k=1, 2, \dots, N$ tane giriş-çıkış örnekleri alındığını düşünürsek hücre ağırlıkları iki kurala göre yenilenebilir.

1-) Her bir giriş-çıkış örnek çiftinin hücreye uygulanması sonucunda ağırlıkların yenilendiği örneksel öğrenme kuralına göre aşağıdaki işlem sırası izlenmelidir.

- $k=1$ için $x(1)=[x_1(1) x_2(1) \dots x_n(1)]^T$ ve $d(1)$ giriş çıkış örnekleri ölçülür.
- $x(1)$ giriş vektörü hücreye uygulanarak hücre modelinden $y(1)$ hücre çıkışı belirlenir.
- $e(1)=d(1)-y(1)$ örneksel hata bulunur.
- Denklem 4.12.' ye göre ağırlıklar yenilenir.
- $K=2,3,\dots N$ e kadar her defasında yenilenen ağırlıklar kullanılmak üzere yukarıdaki işlemler tekrarlanır.
- N inci örnek sonunda da toplam hata sıfır olmamışsa (yada istenen bir toplam hatanın altına düşmemişse) tekrar $k=1$ den başlanarak yukarıdaki işlemler tekrarlanır.

2-) Bütün giriş örneklerinin (N adet) hücreye uygulanması sonucunda ağırlıkların yenilendiği toplu öğrenme algoritmasına göre, aşağıdaki işlem sırası izlenmelidir.

- $k=1,2,\dots N$ için $x(1), x(2),\dots x(N)$, $d(1),d(2),\dots d(N)$, $y(1),y(2),\dots y(N)$ ve $e(1),e(2),\dots e(N)$ belirlenir.
- Her bir ağırlığa uygulanacak toplam düzeltme miktarları bulunur.
- Ağırlıklar yenilenir.
- Toplam hata sıfır değilse (yada istenen bir toplam hatanın altına düşmemişse) yukarıdaki işlemler tekrarlanır ve bu işlemlerin her bir turu bir iterasyon olarak söylenir.

Herhangi bir k . andaki hücrenin gerçekleştirdiği işlemler (örneksel işlemler) matrisel olarak aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$v(k) = W^T .x(k) + b \ , \quad y(k) = \varphi \{v(k)\} \quad 4.13.$$

Burada,

$$x(k) = \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_n(k) \end{bmatrix} \text{ Hücrenin } k. \text{ andaki giriş vektörü,}$$

$$W = [W_1 \ W_2 \ \dots \ W_n]^T \text{ Hücrenin ağırlıklar matrisidir.}$$

Hücrenin çıkışı belirlendikten sonra aşağıdaki denklemlerle ağırlıklar yenilenir.

$$e(k) = d(k) - y(k) \quad \text{ve} \quad W = W + e(k).x^T(k) \quad , \quad b = b + e(k) \quad 4.14.$$

$k=1,2,3,\dots, N$ adet toplu örnek kümesi için hücrenin matematiksel modeli matrisel formatta aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$V = W^T .X + B \quad , \quad Y = \varphi(V) \quad 4.15.$$

Burada, W matrisi yukarıdaki gibi tanımlanmak üzere,

$$X = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \dots & x_1(N) \\ x_2(1) & x_2(2) & \dots & x_2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_n(1) & x_n(2) & \dots & x_n(N) \end{bmatrix}_{n \times N} \quad \text{- Toplu girişler matrisi}$$

$$B = [b \ b \ b \ \dots \ b]_{1 \times N} \quad \text{- Polarma ağırlık vektörü}$$

$$V = [v(1) \ v(2) \ \dots \ v(N)]_{1 \times N} \quad \text{- Hücrenin net giriş vektörü}$$

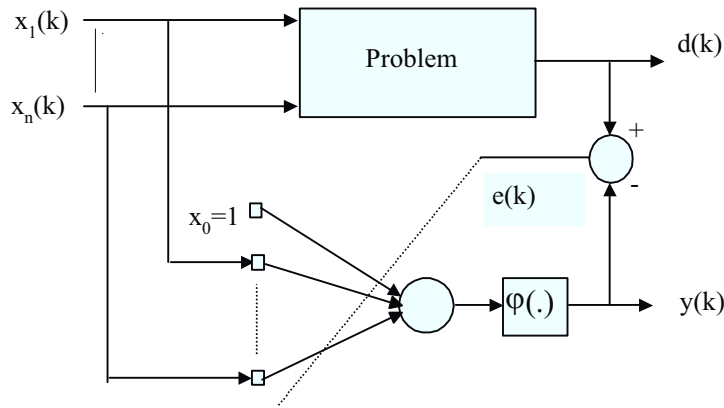
$$Y = [y(1) \ y(2) \ \dots \ y(N)]_{1 \times N} \quad \text{- Hücrenin çıkış vektörüdür.}$$

Toplam N adet örnek için Y çıkış vektörü bulunduktan sonra aşağıdaki işlemlerle ağırlıklar yenilenir.

$$E = D - Y, \quad W = W + E * X^T \quad , \quad b = b + \sum E \quad 4.16.$$

4.4.2.3. Hata Düzeltme , Eğitim Düşme Öğrenme Algoritması

Doğrusal yada doğrusal olmayan ve türevi alınabilir aktivasyon fonksiyonlu (sigmoid gibi) hücrelerin eğitimini sağlamak için hata düzeltme yada delta kuralı olarak bilinen eğitici öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir [26]. Şekil 2.6 daki sigmoid aktivasyon fonksiyonuna sahip hücreye, basit bir problemin öğretilmesi problemi dikkate alalım.



Şekil 4.16. Doğrusal Olmayan Hücre Modeli Ve Bir Problemi Öğrenme Olayı

Hücresinin sistemi öğrenmesi, sistem ile aynı girişleri almak koşulu ile hücrenin çıkışının sistemin çıkışını yakınsaması olarak söylenebilir. Hücrenin ağırlıkları rastgele başlatıldığından başlangıçtaki hücre çıkışı, sistem çıkışından (hücre için arzu edilen çıkış) farklı olacaktır. Çıkışlar arasındaki hata,

$$e(k) = d(k) - y(k) \quad 4.17.$$

Hata düzeltme öğrenme algoritmasının temel amacı, Denklem 4.17.'deki hataya göre tanımlanan bir performans kriterini minimize edecek şekilde hücre ağırlıklarını düzeltme yöntemini bulmaktır. Optimizasyon teorisinde çeşitli performans kriterleri tanımlanmakla birlikte YSA' nın eğitiminde hataların kareleri ile tanımlanan ortalama – karesel hata kriteri tercih edilmiştir.

$$J = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{1}{2} e^2(k) \quad 4.18.$$

Denklem 4.18.' daki toplam N adet örnek için tanımlanan performans kriterinin ağırlıklara göre minimizasyonu yerine Denklem 4.18.' in örneksel yaklaşığı olan ve Denklem 4.19.' da tanımlanan örneksel performans kriterinin ağırlıklara göre minimizasyonu kullanılabilir.

$$E(k) = \frac{1}{2} .e^2(k) \quad 4.19.$$

Denklem 4.19. ile tanımlanan örneksel performans kriterinin hücrenin herhangi bir ağırlığına göre minimizasyonu, Denklem 4.19.' un ilgili ağırlığa göre türevinin alınmasını gerektirir. Buna göre,

$$\frac{\partial E(k)}{\partial W_i(k)} = \frac{\partial E(k)}{\partial \hat{e}(k)} \frac{\partial \hat{e}(k)}{\partial \hat{y}(k)} \frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial \hat{\alpha}(k)} \frac{\partial \hat{\alpha}(k)}{\partial W_i(k)} \quad 4.20.$$

Hücrenin matematiksel denklemlerinden yararlanarak türevler alınırsa,

$$\frac{\partial E(k)}{\partial W_i(k)} = -e(k) .\varphi'(v(k)) x_i(k) \quad 4.21.$$

Öğrenme oranı olarak bilinen α (0-1 arasında bir sabit) katsayısının da eklenmesiyle ağırlıklara uygulanacak düzeltme miktarı ve yeni ağırlıklar aşağıdaki gibi elde edilir.

$$\Delta W_i(k) = -\alpha .e(k) .\varphi'(v(k)) x_i(k) \quad , \quad W_i(k) = W_i(k) + \Delta W_i(k) \quad 4.22.$$

Doğrusal hücrelerde $\varphi'(v(k)) = 1$ dir. Sigmoid fonksiyonlarının türevlerinin ise aşağıdaki gibi olduğu gösterilebilir.

$$\begin{aligned}
y = \varphi(v) &= \frac{1}{1+e^{-v}} \quad \text{ise} \quad y' = \varphi'(v) = y.(1-y) \\
y = \varphi(v) &= \frac{1-e^{-v}}{1+e^{-v}} \quad \text{ise} \quad y' = \varphi'(v) = (1-y)(1+y)
\end{aligned}
\tag{4.23.}$$

Denklem 4.22.' de elde edilen sonuç, örneksel öğrenme algoritmasına göre ağırlıkların yenilenişini ifade eder. Toplam performans kriterinin (J) ağırlıklara göre türevi yaklaşık olarak aşağıdaki gibi yazılırsa,

$$\frac{\partial J}{\partial W_i} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{\partial E(k)}{\partial W_i}
\tag{4.24.}$$

Toplu öğrenme algoritmasına göre ağırlıklara uygulanacak düzeltme Denklem 4.25' deki gibi elde edilir.

$$\Delta W_i(s) = \alpha \cdot \frac{\partial J}{\partial W_i(s)} = \alpha \cdot \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N -e(k) \cdot \varphi'(v(k)) x_i(k)
\tag{4.25.}$$

Burada, s- iterasyon sayısıdır ve bir iterasyon, k=1,2,..... N e kadar örnek kümelerinin bir defa işleminden geçirilişi olarak tanımlanabilir. Dolayısıyla N adet örnek topluluğu işlendikten sonra ağırlıklar yenilenir ve toplu öğrenmeye göre ağırlıklar aşağıdaki gibi yenilenir [27].

$$W_i(s+1) = W_i(s) + \Delta W_i(s)
\tag{4.26.}$$

5. PARMAK İZİ İMGELERİNİN TANINMASI İÇİN GERÇEKLEŞTİRİLEN AKILLI SINIFLANDIRMA UYGULAMALARI

Bu çalışmada ilk önce, toplam 40 kişinin her birinin 10 el parmağının 8'er adet parmak izi örneği kullanılarak bir parmak izi veri tabanı elde edilmiş, daha sonra elde edilen bu 40 x 10 x 8'lik parmak izi imge veri tabanının yarısı yani 40 x 10 x 4'lük (her bir parmağın alınan 8 adet farklı iz imgesinin 4'ü olmak üzere) yapay sinir ağları sınıflandırıcısının eğitimi ve diğer yarısı (yani her bir parmağın alınan 8 adet farklı iz imgesinin diğer 4'ü olmak üzere) da testi için kullanılmak üzere kullanılmıştır.

Kullanılan parmak izi imgelerinden birkaçı aşağıda Şekil 5.1. de verilmiştir.

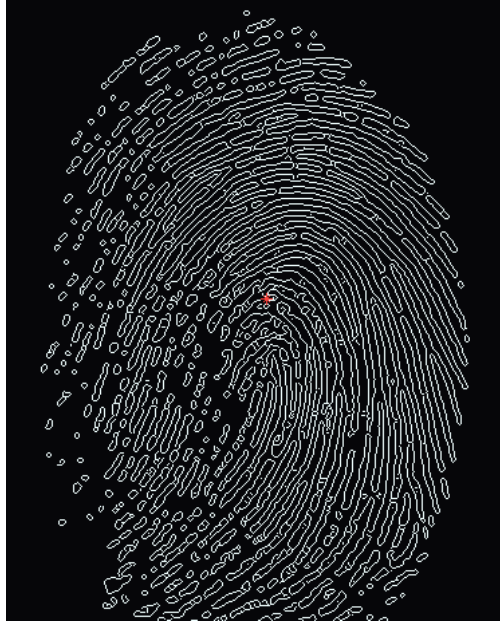


Şekil 5.1. Kullanılan parmak izi imgelerinden birkaçı

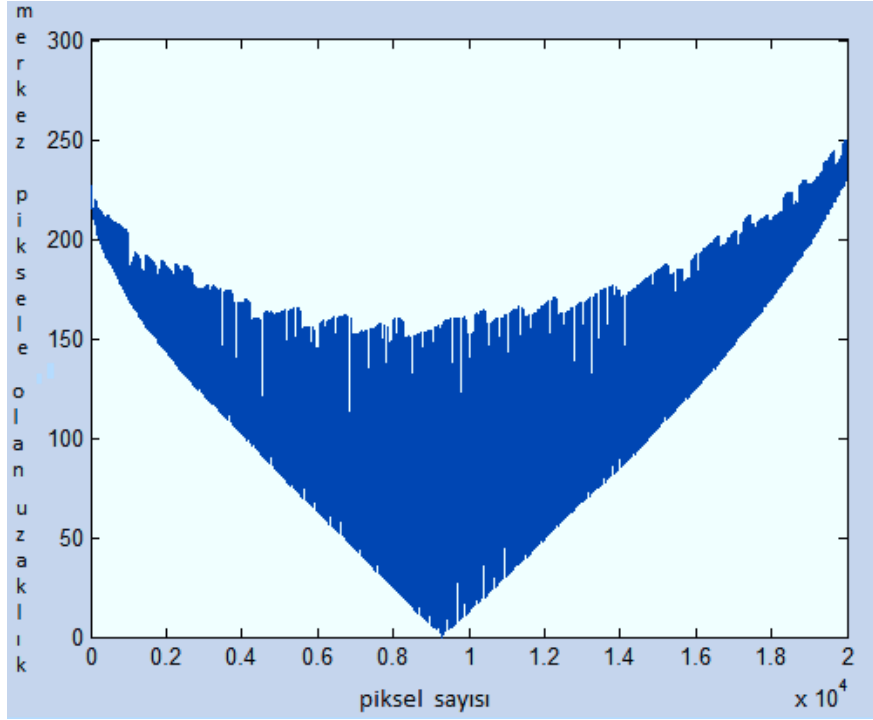
Daha sonra ön işlem aşamasında, merkez - kenar değişimi yöntemi kullanılarak görüntülerin uzaklık vektörü elde edilmiştir. Aşağıda Şekil 5.2.-5.4. de merkez - kenar değişimi yöntemi için gerekli işlem adımları ve elde edilen görüntülerin uzaklık vektörü verilmiştir.



Şekil 5.2. İşlenmemiş Parmak İzi İmgesi



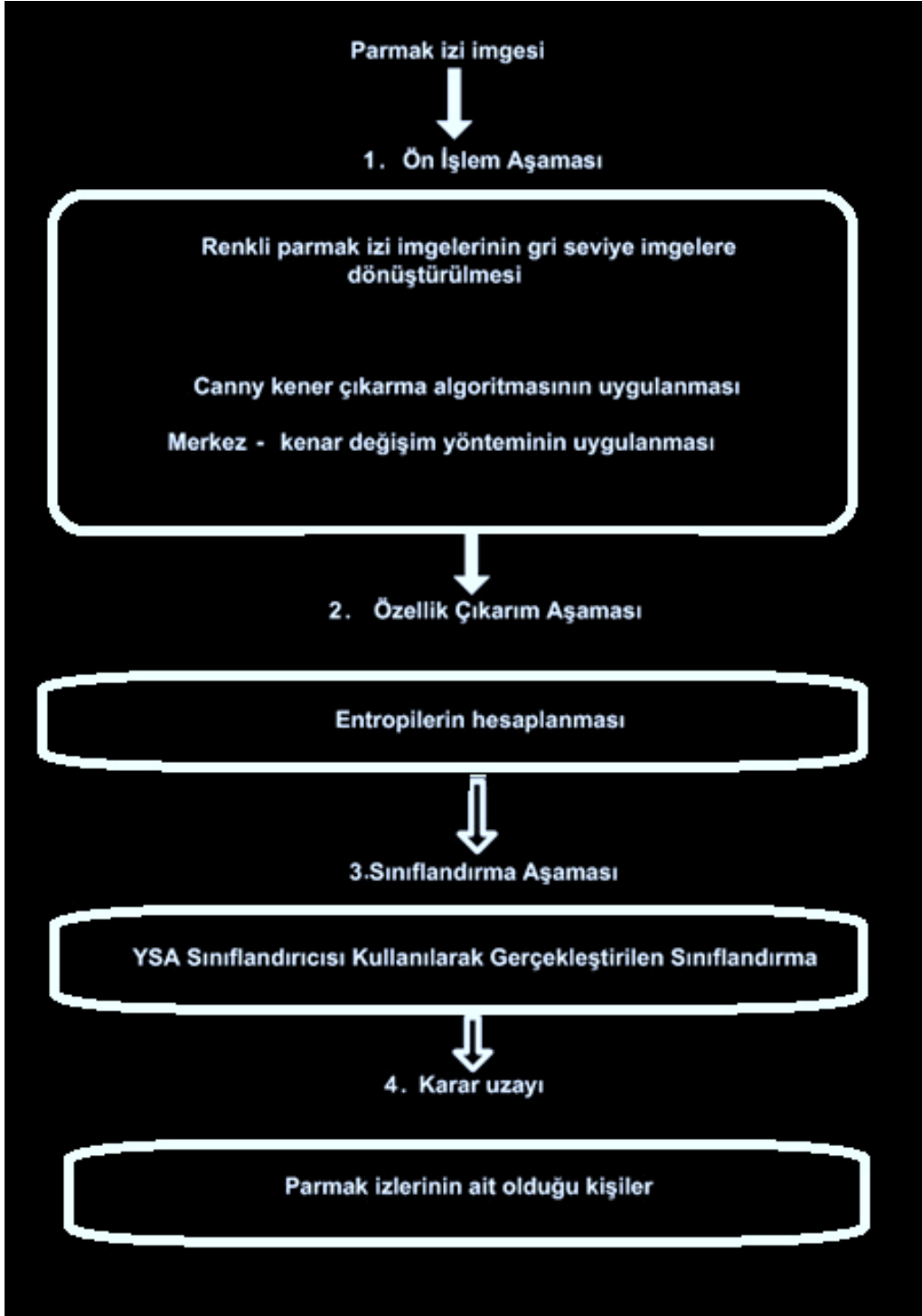
Şekil 5.3. Kenar çıkarma ve merkez-kenar değişim işlemleri uygulanarak merkez pikseli bulunmuş parmak izi imgesi



Şekil 5.4. Merkez-kenar değişim işlemi uygulanarak bulunan parmak izi imge uzaklık vektörü

Veri tabanındaki her bir parmak izi imgesine ait uzaklık vektörü yukarıdaki gibi bulunduktan sonra, bu bulunan uzaklık vektörlerinin her biri için süre, norm ve eşik olmak üzere 3'er adet entropi değeri hesaplanmıştır.

Bu çalışmada kullanılan Entropi-Yapay Sinir Ağları tabanlı akıllı parmak izi tanıma sistemi (EYSA) algoritmasının yapısı Şekil 5.5.'de verilmiştir.



Şekil 5.5. Bu çalışmada kullanılan EYSA algoritmasının yapısı

5.1. Doğru Sınıflandırma Başarımının Testi Aşaması

Bu aşama, yukarıdaki EYSA algoritması kullanılarak gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçlarının doğruluğunu test etmektedir. Daha öncede belirtildiği gibi, bu çalışmada ilk önce, toplam 40 kişinin her birinin 10 el parmağının 8'er adet parmak izi örneği kullanılarak bir parmak izi veri tabanı elde edilmiştir. Bu parmak izi imgesi veri tabanında toplam $40 \times 10 \times 8 = 3200$ parmak izi imgesi bulunmaktadır. Özellik çıkarımı için bu 3200 parmak izi imgesinin her birinin sure, norm ve eşik olmak üzere 3'er adet entropisi hesaplanmıştır. Böylelikle toplam 3200×3 'lük özellik vektörü elde edilmiştir. Bu elde edilen 3200×3 'lük özellik vektörünün yarısı (1600×3 'lük kısmı) sınıflandırma aşamasında, diğer geri kalan yarısı (diğer 1600×3 'lük kısmı) ise eğitilmiş yapay sinir ağlarının doğru sınıflandırma başarımları için kullanılmıştır.

EYSA algoritmasında kullanılan çok katmanlı algılayıcı yapılı yapay sinir ağının eğitim parametreleri ve yapısı Tablo 5.1.'de gösterilmektedir.

Tablo 5.1. EYSA algoritmasında kullanılan çok katmanlı yapay sinir ağının yapısı ve eğitim parametreleri

Katman sayısı	3
Katman hücre sayıları	Giriş: 3, Gizli Katman: 10, Çıkış: 1
Aktivasyon fonksiyonları	Logaritmik sigmoid
Öğrenme algoritması	Geriye yayılım algoritması
Toplam karesel hata	0.0000001

Bu değerler, örneğin gizli katman sayısı, gizli katmanlardaki hücre sayısı, öğrenme oranı ve moment sabitinin değeri ve aktivasyon fonksiyonu, birkaç farklı denemeden sonra en iyi performansı verebilecek şekilde seçilmiştir. Akıllı parmak izi tanıma için geliştirilen bu yöntem, Çoklu Entropi ve Yapay Sinir Ağları (EYSA) olarak adlandırılmıştır.

EYSA için gerçekleştirilmiş doğru sınıflandırma başarımları testi sonucunda elde edilen doğru sınıflandırılmış oranlar Tablo 5.2. de gösterilmiştir.

Tablo 5.2. EYSA için doğru sınıflandırma başarımları oranları

Kişiler	Doğru Sınıflandırılmış Parmak izi İmge Sayısı	Yanlış Sınıflandırılmış Parmak izi İmge Sayısı	Doğru sınıflandırma oranı (%)
1.Kişi	37	3	92.5
2.Kişi	36	4	90
3.Kişi	33	7	82.5
4.Kişi	33	7	82.5
5.Kişi	30	10	75
6.Kişi	32	8	80
7.Kişi	39	1	97.5
8.Kişi	33	7	82.5
9.Kişi	34	6	85
10.Kişi	36	4	90
11.Kişi	33	7	82.5
12.Kişi	30	10	75
13.Kişi	32	8	80
14.Kişi	35	5	87.5
15.Kişi	38	2	95
16.Kişi	33	7	82.5
17.Kişi	32	8	80
18.Kişi	35	5	87.5
19.Kişi	39	1	97.5
20.Kişi	33	7	82.5

Tablo 5.3. EYSA için doğru sınıflandırma başarımları oranları (devamı).

Kişiler	Doğru Sınıflandırılmış Parmak izi İmge Sayısı	Yanlış Sınıflandırılmış Parmak izi İmge Sayısı	Doğru sınıflandırma oranı (%)
21.Kişi	34	6	85
22.Kişi	38	2	95
23.Kişi	31	9	77.5
24.Kişi	33	7	82.5
25.Kişi	34	6	85
26.Kişi	29	11	72.5
27.Kişi	33	7	82.5
28.Kişi	31	9	77.5
29.Kişi	32	8	80
30.Kişi	36	4	90
31.Kişi	34	6	85
32.Kişi	30	10	75
33.Kişi	38	2	95
34.Kişi	39	1	97.5
35.Kişi	33	7	82.5
36.Kişi	32	8	80
37.Kişi	35	5	87.5
38.Kişi	34	6	85
39.Kişi	38	2	95
40.Kişi	34	6	85
Toplam	1361	239	85.06

6. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Literatürde, sınıflandırma algoritmaları kullanılarak, parmak izi imgelerinin sınıflandırılması ve kimlik teşhisi çalışmaları son zamanlarda büyük önem kazanmıştır. Bu konuda karşılaşılan iki önemli sorun: güçlü ve etkili özellik çıkarımı ve buna bağlı olarak elde edilen sınıflandırma sonuçlarının güvenilirliğidir.

Bu tez çalışmasında ise karşılaşılan bu iki önemli sorunu bertaraf etmek için, elde edilen parmak görüntülerinden bir veri tabanı oluşturulmuş ve bu veri tabanı üzerinde toplam 40 kişinin her birinin 10 el parmağının 8'er adet parmak izi örneğinden 3200 x 3'lük özellik vektörü elde edilmiştir. Daha sonra ise bu 3200 x 3'lük özellik vektörünün yarısı (1600 x 3'lük kısmı) yapay sinir ağlarının eğitiminde, diğer geri kalan yarısı (diğer 1600 x 3'lük kısmı) ise eğitilmiş yapay sinir ağlarının doğru sınıflandırma başarımlarını testinde kullanılmıştır.

6.1. Sonuçların Değerlendirilmesi

- Geliştirilen özellik çıkarım algoritmalarındaki çalışmaların aksine, parmak izi imgelerinden doğrudan özellik uzayı olarak tanımlamak yerine, daha ayrıntılı ve tutarlı özellikler elde etmek için, her bir kişinin on parmağının her birinden ayrı zamanlarda alınmış parmak izi imgelerinin entropi değerleri hesaplanmıştır. Böylece görüntünün özellik uzayı, görüntünün farklı bakış açılarından çıkarılan her bir bileşenin sahip olduğu üçer adet entropi değerinin oluşturduğu küme ile tanımlanmıştır.
- Bu tez çalışmasında kullanılan EYSA yönteminin, parmak izi imgelerinin sınıflandırılmasındaki ortalama başarımlarını % 85.06 civarında bulunmuştur.
- Parmak izi imgelerinin yanlış sınıflandırılmalarının temel sebebi olarak bu imgelerdeki şekillerin birbirine benzemesi gösterilebilir. Bu tez çalışmasında, hata payının en aza indirgenmesi için parmak izi imgeleri doğrudan YSA sınıflandırıcısı girişlerine verilmemiştir. Bu parmak izi imgeleri, 5.Bölümde de bahsedilen ön işlem sürecinden geçirildikten sonra elde edilen entropi değerleri YSA sınıflandırıcısı girişlerine verilmiştir. Bu durum, EYSA yönteminin, literatürde

kullanılan diđer parmak izi tanıma yöntemlerine göre daha yüksek parmak izi tanıma başarımına sahip olmasını sağlamaktadır. Önerilen ön işlem süreci ile bu sistemlerin başarımına katkıda bulunulmuştur.

6.2. Öneriler

1. Bu tez çalışmasında akıllı parmak izi tanıma için yapılan uygulamada, YSA sınıflandırıcısının eğitimi için kullanılan veri örneklerinin sayısı artırılarak, geliştirilen parmak izi imgelerinin sınıflandırılması sisteminin başarımı daha da yükseltilebilir.
2. Bu tez çalışmasında kullanılan ve geliştirilen algoritmalarda veri alma, özellik çıkarma ve sınıflama işlemlerinin daha hızlı yapılabilmesi problemi ilerde farklı yöntemler kullanılarak giderilebilir.

KAYNAKLAR

1. **Sammouda, R., Sammouda, M.,** 2003. Improving the performance of Hopfield Neural Network to segment pathological liver color images. CARS 2003, s.232-239.
2. **Esgiar AN, Naguib RNG, Sharif BS, Bennett MK, Murray A.,** 2002. Fractal analysis in the detection of colonic cancer images. IEEE Trans Info Technol Biomed; **6(1)**:54-8.
3. **Demuth, H., Beale, M., Hagan, M.,** 2006. Neural Network Toolbox, for use with MATLAB, User Guide Version 5, Mathworks.
4. **Park J. W., Kim J. S., Cho W. J. Yoon W. J.,** 2004. Novel virus-inducible stress protein required for rhabdovirus growth, Science and Technology, KORUS 2004. The 8th Russian-Korean International Symposium on.
5. **Karaboga D., Basturk B.,** 2005. Diferansiyel Gelişim Algoritması ile İmge Bölütleme, IEEE 13. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı SİU-2005, Erciyes Üniversitesi, 16-18 Mayıs, Kayseri, Türkiye.
6. **Binczak, S., Sliwa, T., Jacquir, S. Bilbault J.M.,** 2010, Reaction–diffusion network for geometric multiscale high speed image processing, Image and Vision Computing, 28(6), s.914-926.
7. **Jurjo, D.L.B.R., Magluta, C., Roitman, N., Gonçaves, P.B.,** 2010. Experimental methodology for the dynamic analysis of slender structures based on digital image processing techniques, Mechanical Systems and Signal Processing, 24(5), s.1369-1382.
8. **Brunelli, R., Mich, O.,** 2001. Histograms analysis for image retrieval Pattern Recognition, 34(8)s.1625-163.
9. **Gonzalez, R.C. and Woods, R.E.,** 1993. Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing Company.
10. **Ding, L., ,Goshtasby, A.,** 2001. On The Canny Edge Detector, Pattern Recognition, 34(3), s.721-72.
11. **Kulkarni, A., D.,** 2001, Computer Vision and Fuzzy – Neural Systems, Prentice Hall PTR, USA, s.509.
12. **Shannon, C.E.,** 1948. A mathematical theory of communication, Bell System Technology Journal, **27**, s. 379-423.

13. **Principe, J.C., Euliano, N.R. and Lefebvre, W.C.,** 2000. Neural and Adaptive Systems, John Wiley & Sons, 1. Baskı, New York, s. 656.
14. **Overwijk, M.H.F., and Reefman, D.,** 2000. Maximum-entropy deconvolution applied to electron energy-loss spectroscopy, Pergamon Micron, 31, s. 325–331.
15. **Li, X.,** 2000. Edge directed statistical inference with applications to image processing”, *Doktora Tezi*, Princeton Üniversitesi.
16. **Coifman, R.R. and Wickerhauser, M.V.,** 1992. Entropy-based algorithms for best basis selection, IEEE Transaction on Information Theory, 38 (2), s.713-718.
17. **Özbay, Y.,** 1999. EKG Aritmilerini Hızlı Tanıma, *Doktora Tezi*, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
18. **Demuth, H., Beale, M., and Hagan, M.,** 2006. Neural Network Toolbox, for use with MATLAB, User Guide Version 5, Mathworks.
19. **Türkoğlu, İ.,** 2002. Durağan Olmayan İşaretler İçin Zaman-Frekans Entropilerine Dayalı Akıllı Örüntü Tanıma, *Doktora Tezi*, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, s. 112, Elazığ.
20. **Kelesoglu, O., ve Fırat, A.,** 2006. Tuğla Duvardaki ve Tesisattaki Isı Kaybının Yapay Sinir Ağları ile Belirlenmesi, Fırat Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi, 18(1), s.133-141.
21. **Türkoğlu, İ.,** 1996. Yapay Sinir Ağları ile Nesne Tanıma, *Yüksek Lisans Tezi*, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.
22. **Civalek, Ö.,** 1998. Plak ve Kabukların Nöro-Fuzzy Tekniği ile Lineer ve Non-Linear Statik-Dinamik Analizi, *Yüksek Lisans Tezi*, Fırat Üniversitesi, Elazığ.
23. **Feixue, W., Wenxian, Y., Guirong, G.,** 1996. Recurrent neural network for high-resolution radar ship target recognition, Radar, 1996. Proceedings., CIE International Conference of , 8-10 Ekim 1996, s.200 – 203.
24. **Zongquan, Y.,** 1998, Two-level classification of target recognition based on neural network, Microwave and Millimeter Wave Technology Proceedings, 1998. ICMMT '98. 1998 International Conference on, 18-20 Ağustos 1998, s.460 – 462.
25. **Daqing, C., Zheng, B.,** 1996. High range resolution radar target identification using multilayer feedforward neural network, Radar, Proceedings., CIE International Conference of , 8-10 Ekim 1996, s 215 – 218.
26. **Elmas, Ç.,** 2007. Yapay Zeka Uygulamaları, Seçkin Yayınları, Ankara, s.88.

- 27. Ozçalık H. R., Uygur, A.F., 2003. Dinamik Sistemlerin Uyumlu Sinirsel-Bulanık Ağ Yapısına Dayalı Etkin Modellenmesi, KSÜ Fen ve Mühendislik Dergisi 6(1), Kahramanmaraş.**

ÖZGEÇMİŞ

Hayati Murat KARAKAYA

Fırat Üniversitesi
Teknik Eğitim Fakültesi
Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Bölümü
Elazığ

Tel: 424 – 2334883
E.posta: murat.karakaya@hotmail.com

- 1984** Elazığ ‘da doğdu.
- 1998 – 1999** Kuleli Askeri Lisesi Hazırlık Sınıfını tamamladı.
- 1999 – 2002** Elazığ Anadolu Lisesini tamamladı.
- 2003 – 2007** Fırat Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik – Elektronik Mühendisliği Bölümünden mezun oldu.
- 2007 –** Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik – Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalında yüksek lisans tez çalışmasına başladı.
- 2008 –** Azim Mühendislik firmasını kurarak elektrik plan,proje ve taahhüt sektöründe çalışmaya başladı.