

**T.C.**  
**HALIÇ ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**  
**MÜHENDİSLİK FAKÜLTESİ**  
**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ**

**YAPAY SİNİR AĞLARI İLE RETİNADA HASTALIK TEŞHİSİ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Hazırlayan**  
**FATMA DEMİREZEN YAĞMUR**

**Tez Danışmanı**  
**Prof. Dr. BEKİR KARLIK**

**Haziran 2008**  
**İSTANBUL**

T.C.  
HALIÇ ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE

Bilgisayar Mühendisliği Programı Yüksek Lisans öğrencisi  
Fatma Demirezen YAĞMUR tarafından hazırlanan “**Yapay Sinir Ağları ile  
Retinada Hastalık Teşhisi** ” adlı bu çalışma jürimizce Yüksek Lisans Tezi  
olarak kabul edilmiştir.

Tez Sınav Tarihi : 25.06.2008

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

İmzası :

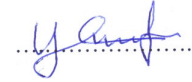
Jüri Üyesi: Prof.Dr.Bekir KARLIK  
(Danışman-HÜ.İst.Fatih Üniv.Öğr.Üyesi)



Jüri Üyesi : Prof.Dr.Ali OKATAN  
(H.Ü.Bilgisayar Mühendisliği ABD Öğr.Üyesi)



Jüri Üyesi : Yrd.Doç Dr.Yüksel BAL  
(H.Ü.Bilgisayar Mühendisliği ABD Öğr.Üyesi )



## ÖNSÖZ

20. yüzyıl bilim ve teknolojinin hızlı bir şekilde geliştiği, insanlık tarihinin belki de en hızlı adımlarla teknolojiye ilerlemeler kaydettiği yüzyıldır. 21. yüzyılın henüz başlarında yapılan çalışmalara ve gelişmelere bakıldığında ise bilim ve teknolojinin hızının gün geçtikçe artacağı bir gerçektir. Bilim ve teknolojinin temel argümanlarından birinin insan faydası olması nedeniyle birçok bilim dalıyla ilişki içerisinde olan bilgisayar teknolojileri günümüzde tıp bilimleri ile de her alanda iç içedir. Bu amaca en azından ufak bir katkı sağlamak amacıyla hazırladığımız “*Yapay Sinir Ağları İle Retinada Hastalık Teşhisi*” tezinin ana hedefi de budur.

Tezimiz Giriş, Retina Yapısı ve Retina Hastalıkları, Yapay Sinir Ağları, Yapay Sinir Ağlarında Eğitim ve Öğrenme, Yapay Sinir Ağı İle Retinada Hastalık Teşhisinin Uygulanması, Sonuç adları altında altı bölümden oluşmaktadır.

Giriş kısmında; bu çalışmanın genel yapısı ve bu alanda yapılmış olan çalışmalardan bahsedilmiştir.

Retina Yapısı ve Retina Hastalıkları kısmında; retinanın genel yapısı, retina hastalıklarının nedenleri, retina hastalıklarının çeşitleri, bu hastalıkların nedenleri ve tedavilerinden bahsedilmiştir.

Yapay Sinir Ağları kısmında; YSA'nın genel yapısı, avantajları, dezavantajları, kullanıldığı alanlar, nöron yapısı, giriş işaretinin sınıflandırılması, ağ tipleri ve transfer fonksiyonlarından bahsedilmiştir.

Yapay Sinir Ağlarında Eğitim ve Öğrenme kısmında; eğitim çeşitleri, ağırlık uzayı, perceptron, çok katmanlı perceptron, back propagation algoritması ve delta kuralından bahsedilmiştir.

Yapay Sinir Ağı İle Retinada Hastalık Teşhisinin Uygulanması kısmında; retina resimlerinin elde edilmesi, öznitelik vektörünün çıkarılması, yapay sinir ağlarında eğitilmesi ve test edilmesinden bahsedilmiştir.

Sonuç kısmında ise; elde edilen başarı oranlarından nedenleriyle bahsedilmiştir.

Tez konumunun bulunmasından tamamlanma aşamasına kadar her alanda sıkıntıyı çeken, yardımını ve desteğini esirgemeyen saygı değer tez danışmanım Prof. Dr. Bekir Karlık 'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım ve aynı zamanda, Haliç Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölüm Başkanım olan saygı değer hocam Prof. Dr. Ali Okatan'a kıymetli bilgilerinizi esirgemeyip her türlü yardımından dolayı sonsuz şükranlarımı sunarım. Çalışmamız sırasında, retina resimlerini elde etmemizi sağlayan Şişli Etfal Hastanesine de teşekkürü bir borç bilirim..

Tezi hazırlamamda her türlü çalışma ortamını sağlayan, hiçbir şekilde desteğini esirgemeyen sevgili eşim Ömer Yağmur'a teşekkür ederim.

## İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ .....	III
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	VI
TABLolar LİSTESİ.....	VII
KISALTMALAR .....	VIII
ÖZET .....	IX
ABSTRACT.....	X
GİRİŞ .....	1
<b>1. RETİNA YAPISI VE RETİNA HASTALIKLARI .....</b>	<b>6</b>
1.1 RETİNA HASTALIKLARINDA BELİRTİLER.....	6
1.2 RETİNA HASTALIK ÇEŞİTLERİ .....	7
1.2.1 Diyabetik Retinopati.....	7
1.2.1.1 Diyabetik Retinopati Evreleri.....	8
1.2.1.2 Retina anjiyografisi nedir, nasıl uygulanır? .....	9
1.2.1.4 Tedavisi ve Laser Işık Koagülasyonu Uygulaması .....	9
1.2.1.5 Yeni gelişmeler.....	10
1.2.2 Makula Dejenerasyonu .....	10
1.2.2.2 Tanı .....	12
1.2.3 Hipertansif Retinopati .....	13
1.2.3.2 Hipertansiyonda Retina-Gözdibi Değişiklikleri.....	14
1.2.3.3 Hipertansiyon ve Arteriosklerozda Damar Değişiklikleri.....	15
1.2.4 Retina Damar Tıkanıklığı.....	18
1.2.4.1 Etkenleri .....	18
1.2.4.2 Tedavi Yolları.....	19
1.2.5 Vitre İçi Hemoraji.....	20
1.2.5.1 Tedavisi .....	21
<b>2. YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA).....</b>	<b>22</b>
2.1 YAPAY SİNİR AĞLARININ (YSA) GENEL TANIMI .....	22
2.2 YSA'LARIN TEMEL ÖZELLİKLERİ .....	22
2.3 YSA'NIN AVANTAJ VE DEZAVANTAJLARI .....	22
2.4 YSA'NIN KULLANILDIĞI ALANLAR .....	23
2.5 YSA'NIN GELİŞİMİ.....	24
2.6 BİYOLOJİK NÖRON VE YAPAY SİNİR MODELİ .....	27
2.7 YSA'NIN YAPISI VE İŞLEM ELEMANI .....	28
2.8 GİRİŞ İŞARETİ SINIFLARI.....	29
2.8.1 YSA Sınıflandırıcıları.....	30
2.9 BAĞLANTI GEOMETRİLERİ .....	31
2.10 AĞ TIPLERİ.....	31
2.10 EŞİK FONKSİYONLARI .....	32
<b>3. YSA'DA EĞİTME VE ÖĞRENME.....</b>	<b>35</b>
3.1 GİRİŞ .....	35
3.2 ÖĞRETİCİLİ EĞİTME (SUPERVISED TRAINING) .....	35
3.3 SKOR İLE EĞİTME (GRADED TRAINING).....	35
3.4 ÖĞRETİCİSİZ EĞİTME (UNSUPERVISED TRAINING) .....	35
3.5 AĞIRLIK UZAYI.....	36
3.6 BELLEK VE GENELLEME.....	37
3.7 HATA TOLERANSI .....	37
3.8 NON-LİNEER VE PARALELLİK .....	37
3.9 ÖĞRENME STRATEJİLERİ.....	37
3.10 PERCEPTRON .....	38
3.11 ÇOK KATMANLI PERCEPTRON(MULTI-LAYER PERCEPTRON) .....	41
3.12 HATANIN GERİYE YAYILMASI ALGORİTMASI VE GENELLEŞTİRİLMİŞ DELTA KURALI .....	42
3.13 ÖĞRENME VE MOMENTUM KATSAYILARI.....	47
<b>4. YAPAY SİNİR AĞI İLE RETİNADA HASTALIK TEŞHİSİNİN UYGULANMASI .....</b>	<b>49</b>

4.1 RETİNANIN ELDE EDİLMESİ .....	50
4.2 ÖZNİTELİK ÇIKARMA (FEATURE EXTRACTION) .....	51
4.2.1 <i>Discrete Wavelet Transform (Ayrık Dalgacık Dönüşümü)</i> .....	51
4.3 YSA'NIN EĞİTİLMESİ.....	53
4.4 TEST EDİLMESİ.....	57
<b>5. SONUÇ .....</b>	<b>59</b>
<b>KAYNAKLAR .....</b>	<b>60</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ .....</b>	<b>65</b>

## ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil: 1.1 Retina görüntüsü.....	6
Şekil: 1.2 Diyabetik Retinopati .....	7
Şekil: 1.3 Makula Dejenerasyonu.....	10
Şekil: 1.4 Hipertansif Retina.....	13
Şekil: 1.5 Alt Ven dal Tıkanıklığı.....	18
Şekil: 1.6 Vitre İçi Hemoraji.....	20
Şekil: 2.1 Biyolojik sinir hücresinin yapısı .....	27
Şekil: 2.2 Nöron modeli.....	28
Şekil: 2.3 Tek Katmanlı YSA .....	29
Şekil: 2.4 Çok katmanlı YSA .....	30
Şekil: 2.5 Lineer Fonksiyon .....	32
Şekil: 2.6 Rampa Fonksiyonu .....	32
Şekil: 2.7 Basamak Fonksiyonu.....	33
Şekil: 2.8 Sigmoid Fonksiyonu .....	33
Şekil: 2.9 Tanh(x) Fonksiyonu .....	34
Şekil: 3.1 Üç boyutlu uzayda ağırlık vektörünün değişimi.....	36
Şekil: 3.2 Tek katmanlı perceptron .....	39
Şekil: 3.3 Lineer ayrılabilirliğin gösterimi.....	39
Şekil: 3.4 Tek katmanlı perceptron ile iki ve üç katmanlı bulunan çok katmanlı perceptronların sınırlayabileceği karar bölgeleri.....	40
Şekil: 3.5 Hatanın geriye yayılması algoritmasının blok diyagramı.....	42
Şekil: 3.6 Gizli katmanı olmayan ağırlık hata fonksiyonu.....	44
Şekil: 3.7 Gizli katmana ait ağırlık hata fonksiyonu.....	44
Şekil: 4.1 Örüntünün Sınıflandırılması.....	49
Şekil: 4.2 Retinanın normal boyutu.....	50
Şekil: 4.3 Re-size edilmiş retina.....	50
Şekil: 4.4 Gray level retina.....	50
Şekil: 4.5 MLP Mimarisi.....	53
Şekil: 4.6 Programın Monitörde Görüntüsü.....	54
Şekil: 4.7 Hata nın iterasyona göre değişim grafiği.....	56
Şekil: 4.8 Dataların eğitilmiş olarak görüntüsü.....	57
Şekil 4.9 : Eğitilmiş setlerin test sonucu.....	58
Şekil 4.10 : Eğitilmemiş setlerin test sonucu.....	58

**TABLolar LİSTESİ**

Tablo: 4.1 Eğitim Deęerleri.....	55
Tablo: 4.2 ANN nin test için tanıma oranları.....	59

**KISALTMALAR**

A.g.e.	Adı geen eser
A.g.m.	Adı geen makale
S.	Sayfa
MSE	Mean Square Error (Ortalama Karesel Hata)
MLP	Multi Layer Perceptron (ok Katmanlı İdrak)
Y.S.A	Yapay Sinir Ađları



T.C.  
HALIÇ ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
MÜHENDİSLİK FAKÜLTESİ  
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ

YAPAY SİNİR AĞLARI İLE RETİNADA HASTALIK TEŞHİSİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Hazırlayan  
FATMA DEMİREZEN YAĞMUR

Tez Danışmanı  
Prof. Dr. BEKİR KARLIK

## ÖZET

Bu çalışmada, beş tip retina hastalığı ve normal retinanın tanınması ile ilgili çalışılmıştır. Beş farklı retina hastalığının isimleri; Diyabetik Retinopati, Hipertansif Retinopati, Makula Dejenerasyonu, Alt Ven Dal Tıkanıklığı, Vitre İçi Hemoraji ve normal retina. Retinopati hastalıkları otomatik olarak tanımak için dalgacık temelli yapay sinir ağı mimarisi kullanılmıştır. Bu süreçte retina görüntüleri ön işleme tabi tutulmuş ve yeniden boyutlandırılmıştır. Daha sonra sınıflandırma yapılmadan önce öznitelik vektörü çıkarılmıştır. Eğitim için toplam 30 veri kümesi kullanılmıştır. Çok katmanlı perceptron (Multi Layer Perceptron – MLP)13 giriş, 8 gizli ve 6 çıkış katmanından oluşur (13:8:6).

Geliştirilen metodun performansının çok yüksek olduğu test edilmiştir. Beş retinopati hastası için tanıma oranları sırasıyla %50, %70, %83, %90, %93 ve %95 şeklinde bulunmuştur.

T.C.  
HALIÇ ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
MÜHENDİSLİK FAKÜLTESİ  
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ

AUTOMATIC RECOGNITION OF RETINOPATHY DISEASES  
BY USING NEURAL NETWORK

M. S. THESIS

Presented  
FATMA DEMİREZEN YAĞMUR

Co-Supervisor  
Prof. Dr. BEKİR KARLIK

## ABSTRACT

In this study, recognition of five types of retina disorders and normal retina has been studied. The names of these five different Retinopathies are: Diabetic Retinopathy, Hypertensive retinopathy, Macular Degeneration, Vein Branch Occlusion, Vitreous hemorrhage, and normal retina. A wavelet based neural network architecture has been used to diagnose retinopathy automatically. In the process, the retina images were pre-processed and resized. Later, feature extraction has been done before applying into classifier. Total 30 data set has been used for training. Multi Layer Perceptron (MLP) is like 13:8:6, which means 13 neurons of input layer, 8 neurons of hidden layer, and 6 neurons of output layer. The performance of proposed method has been found very high. The recognition rates were found %50, %70, %83, %90, %93 and %95 for testing five retinopathy cases respectively.

## GİRİŞ

Günümüz bilgisayar teknolojileri hayatın her alanında insan hayatını kolaylaştırmayı hedef almıştır. Eğitim, ulaşım, enerji sistemleri, güvenlik gibi insanla ilgili akla gelecek her türlü alanda işlerliğini sürdürerek insan konforunu artırmayı amaçlamaktadır. İnsan için hayati önem taşıyan unsurların başında ise sağlık gelmektedir. 20. yüzyılda yadsınamayacak derecede ilerleyen bilgisayar teknolojileri tıp ilimlerinin de en önemli yardımcı unsurlarından biri olmuştur. Günümüzde göz hastalıklarının teşhisinde uzun zamandır çok yaygın olarak kullanılan bilgisayar teknolojilerinin retina hastalıkları ile ilgili ilk çalışmaları 21. yüzyılın başlarında görülür.

Retina, görme ve sinir hücreleriyle dolu bir yapıdan oluşur. Retinopati ise retinada meydana gelen görme olayının sinirler tarafından iletilmemesiyle meydana gelir. En sık görülen retina hastalıkları; Diyabetik Retinopati, Alt Ven dal Tıkanıklığı, Hipertansif Retinopati, Makula Dejenerasyonu ve Vitre içi Hemoraji'dir.

Çalışmamızın konusunu oluşturan yapay sinir ağları ile retinada hastalık teşhisi adlı tezimizde bu retina hastalıklarını otomatik olarak tanıma sistemini geliştirilmesi amaçlanmıştır. Bu konuda 21. yüzyılın başlarında birçok çalışma yapılmış fakat bu çalışmalar diyabetik retinopati ile sınırlanmıştır. Aşağıda kısaca yaptıkları yöntem ve elde ettikleri verilere değinilmiştir.

Akara Sopharak ve diğerleri<sup>1</sup> diyabetik retina hastalarının gözbebeklerinin genişletmeden normal görünümüyle tanıma yapmışlardır. Bu resimleri iki farklı metotta kullanmışlar. Bunlar: Fuzzy C-Means ve Morphological metotlarıdır. Dört farklı özellik kullanılmıştır. Bunlar yoğunluk, yoğunluğun standart sapması, renk ve uyarlanmış kenarlar. Bu tanımda elde edilen başarımlar %86 ve %99 dur.

---

<sup>1</sup> A.Sopharak, B.Uyyanonvara, Automatic Exudates Detection from Diyabetik Retinopati Retinal Image using Fuzzy C-Means and Morphological Methods.Advances in Computer Science and Technology.April 2-4,2007, Phuket, Thailand.

Alireza Osareh ve diğeri<sup>2</sup> diyabetik retina hastalarının renkli resimlerini normalize ederek bölümler arasındaki değişimler sınıflandırılmıştır. Eğitim için 110 hastalıklı retina 30 da normal retina kullanılmıştır. Bu sınıflandırmada kullanılan yöntemler Fuzzy C-Means Clustering ve Neural Networks. Sonuç olarak %82 ile %92 arasında başarımlar elde edilmiştir.

Chanjira Sinthanayothin ve diğeri<sup>3</sup> dijital renkli resimleri bileşenlerine ayırmak için PCA (principal component analysis) yöntemini kullanmışlardır. Temel özellik olarak kan damarları, optik disk ve girintiler tanımlanmıştır. Farklı karakteristik tipler korelasyon yapılarak girintiler tanımlanmıştır. 112 retina resmi üzerinde bu ön işlemler yapılmıştır. Ana bileşeni tanımda %99.1, optik diskte %83.3 ile %91 arasında ve kan damarları içinse %80.4 ile %99.1 arasında başarımlar elde edilmiştir. Böylece diyabetik retina hastalarının normal retinadan farklılığı ortaya çıkan bileşenlerin sınıflandırılmasıyla sağlanmıştır.

R.Sivakumar ve diğeri<sup>4</sup> Diyabetik Retina hastalarının spektral periyodik bileşenlerini kullanarak yapay sinir ağları ile sınıflandırma yapmışlardır. Diyabet hastalarının ortak yaşadığı karmaşıklık diyabetik retina hastalığıdır. Maalesef hastalığın seyri ilerlerken farkına varmada çok geç kalınmış olur. Retina, hastalığın durumunu etkin olarak üzerinde fark ettirir ve beynin merkezinde hastalığın erken teşhisi ve tedavinin akışı sergilenmektedir. Sınıflandırmada kullanılan veriler 36 ile 65 yaş grupları arasında 50 normal ve 300 hastadan oluşmaktadır. Diyabetik Retinopati hastalığının 3 tipi olan BDR (Background diyabetik retinopati), PBDR (Preproliferative diyabetik retinopati) ve PPDR (Proliferative diyabetik retinopati) olarak sınıflandırılmıştır. Spectral cevap olarak 0.1 ile 0.6 arasında değerler elde edilmiştir, bu değerler yapay sinir ağımızın giriş bileşenlerini oluşturmaktadır. Çıkış ise BDR, PBDR, PPDR ve normal retinadan meydana gelmiştir. Oluşturulan ağ

---

<sup>2</sup> A. Osareh, M. Mirmehdi, B. Thomas, Richard Markham, Automatic Recognition of Exudative Maculopathy using Fuzzy C-Means Clustering and Neural Networks. Medical Image Understanding and Analysis. E Claridge, J Bamber, (eds.), pp. 49–52. July 2001.

<sup>3</sup> C. Sinthanayothin, J. F. Boyce, H. L. Cook and T. H. Williamson, “Automated location of the optic disk, fovea, and retinal blood vessels from digital color fundus images”, British Journal of Ophthalmology, Vol. 83, No. 8, 1999, pp. 902-910. Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, 1991, pp. 70-86.

<sup>4</sup> R. Sivakumar, Neural Network Based Diyabetik Retinopati Classification Using Phase spectral Periodicity components, ICGST-BIME Journal, Volume 7, Issue 1, May, 2007

eğitildikten sonra test için 25 normal veri ve 100 hasta verisi kullanılmıştır. Sınıflandırılmış olarak elde edilen değer 95% tir. Böylece VEP spektral bileşenlerini kullanarak diyabetik retinopati hastaları sınıflandırma yapılmıştır.

G G Gardner ve diğerleri<sup>5</sup> Retina resimlerinden yapay sinir ağları ile diyabet hastalarının özelliklerini belirleme ve göz doktorlarının belirlediği hastalık setleriyle karşılaştırmışlardır. 147 diyabetik hasta ve 32 normal retina resimleri elde edilmiş, bilgisayara yüklenmiş ve geri besleme ( back propagation ) algoritması kullanılarak yapay sinir ağlarında analiz yapılmıştır. Retina resimlerinin tanıma özellikleri ağda eğitilir. Filtre teknikleri ve farklı network değişkenlerinin etkileri değerlendirilir. 200 diyabetik ve 101 normal resim rastgele karıştırılır, ağdaki test sonucu resime karşılık olarak göz doktorunun tahmini değerlendirilir. Algılama oranı damarlar, salgılar ve kanamalar için sırasıyla 91.7%, 93.1% ve 73.8% dir. Gerçek sonuçlarla karşılaştırıldığında elde edilen 88.4% ve 83.5% arasında diyabetik retinopati tanıma başarısıdır. Tanıma üzerinde yapılan ön işlemler sonucu elde edilen değerler eğitildikten sonra ortaya çıkan durum resimden alınan bölümün damarlar, salgılar ve kanama olduğuna dair başarılı çıkış vermektedir. Göz doktorunun hastalarına koyduğu tanımlarla karşılaştırılarak anlaşılıyor ki elde edilen tahmin de aynı yöndedir.

Xiaohou Zhang and Chutape Opas<sup>6</sup> kişilerin bozukluk olan bölümlerini FCM (IFCM) kullanarak düzeltmişlerdir. Daha sonra Hierarchical Support Vector Machines (SVM) sınıflandırma yapısını bozukluk olmayan bölgeleri sınıflamak için uygulandı.

The Transient Visual Evoked Potential (TVEP) klinik ortamlarında uzun periyotlarda teşhis konmada kullanılır. Diyabetik Retinopati analizi bunlardan biridir. Çok azda olsa yapılan araştırmacılar retinadaki damarsal değişimlerin cevap olarak algılanabildiğini savunmuşlardır<sup>7</sup>. Retinanın verdiği olası cevaplar Diyabetik

---

<sup>5</sup> G. Gardner, D. Keating, T. Williamson, et al. "Automatic Detection of Diyabetik Retinopati Using an Artificial Neural Network: A Screening Tool", British Journal of Ophthalmology 80, pp 940-944, 1996.

<sup>6</sup> Xiaohui Zhang , A SVM Approach for Detection of Hemorrhages in Background Diyabetik Retinopati, Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, Montreal, Canada, July 31 - August 4, 2005.

<sup>7</sup> D. Usher, M. Dumsy, M. Himaga, T. H. Williamson, S. Nussey, J. Boyce (2004) Automated detection of diyabetik retinopati in digital retinal images: a tool for diyabetik retinopati screening ,Volume 21 Issue 1 Page 84-90, January 2004.

Retinopati için erken teşhiste yardımcı olabilir ve hastalığın seyrini izlemek içinde iyi bir göstergedir <sup>8</sup> .

Genel olarak VEP'in klinik kullanımı N 75,P100 ve N145'in büyüklük ve gecikmelerine bağlıdır. Bunlar direkt olarak sinyalden ölçülür. Bu başlangıç ve bitiş noktasının tam olarak tanımlanmasını gerektirir. Gecikme ölçümü EEG arka planına – geçmişine ( background'una ) göre meydana gelen düzensiz yükselmelere ve hangi gecikme değerinin hesaplandığına bağlıdır <sup>9</sup> . Bu nedenle şiddete ve zaman alanına bağlı teşhis yetersizdir. Son yıllarda araştırmacılar süren EEG'lerin arka planında bilgi çıkarımı için çeşitli yaklaşımlar sunmuşlardır. VEP'in spektral bileşenlerini gözden geçirmek çekici yaklaşımdır. Çünkü bu gizlilik ölçümlerinde VEP'in spektral analizi dikkatli bir biçimde gerçekleştirildiği zaman yararlı bilgi verebilir<sup>10</sup>.

Normal ve diyabetik retinopati konularında spektral bileşenlerin büyüklüğünde sadece az bir değişiklik gözlenmiştir <sup>11</sup> . Spektra (tayf) büyüklüğü konusunda gaz tayfı konusundan çok daha gazla çalışma yapılmıştır <sup>12</sup> .

C.A. Mohamed <sup>13</sup> diyabetik retinopati için otomatik tanıma sistemini oluşturdu. Teşhis koyulurken tanıma oranı performansının daha iyi olması için ileri beslemeli yapay sinir ağı ( feed forward neural network ) kullanıldı.

Bizim çalışmamızda ise elde edilen Diyabetik Retinopati, Alt Ven dal Tıkanıklığı, Hipertansif Retinopati, Makula Dejenerasyonu ve Vitre içi Hemoraji retina resimleri birkaç ön işlemden geçtikten sonra öznitelik vektörü çıkarılır. Öznitelik

---

<sup>8</sup> Nedzvetskaya, O.V. Chumak, S.A. Clinical and function characteristics of changes in optic nerve in juvenile diyabetik retinopati, *Annals of Ophthalmology*, 3, 2001.

<sup>9</sup> Verrotti, A., Lobefalo, L., Trotta, D., Della Loggia, G., Chiarelli, F., Luigi, C., Morgese, G., Gallenga, P. Visual evoked potentials in young persons with newly diagnosed diyabetes: a long-term follow-up, *Dev Med Child Neurol.*, 42(4), 240-244, 2000.

<sup>10</sup> Johansson, B. and Jakobsson, P. Fourier analysis of steady-state visual evoked potentials in subjects with normal and defective stereo vision, *Documenta Ophthalmologica*, 101(3), 233-246, 2000.

<sup>11</sup> Marrelli, A., Tozzi, E., Porto, C., Cimini, N., Aloisi, P., Valenti, M. Spectra analysis of visual potentials evoked by pattern-reversal checkerboard in juvenile patients with headache, *Headache.*, 41(8), 792-797, 2001.

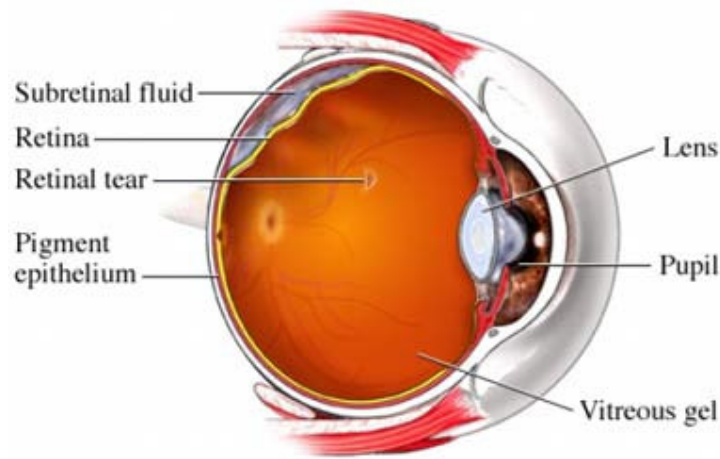
<sup>12</sup> Sivakumar, R. and Ravindran, G. Using Feed Forward Neural Network to discriminate abnormal subjects using Visual Evoked Potential Spectral Components, Proc. Of Sixth International Conference on Cognitive and Neural Systems, Boston, USA, xi, 2002 ; Ikejiri, M., Adachi-Usami, E., Mizota, A., Tsuyama, Y., Miyauchi, O., Suehiro, S. Pattern visual evoked potentials in traumatic optic neuropathy, *Ophthalmologica*, 216(6), 415-419, 2002.

<sup>13</sup> C.A. Mohamed(Canada), Modular Neural Networks for Automatic Retinopati Screening, Artificial Intelligence and Soft Computing, ASC 2002.

vektörü ıkarma yntemi olarak dalgacık dnşm ( wavelet transform ) kullanılmıřtır. Elde edilen vektr sınıflandırıcı olarak ileri beslemeli yapay sinir ađı ile eđitilmiřtir. Gerekleřen bu tanıma oranı olduka yksektir.

## 1. RETİNA YAPISI VE RETİNA HASTALIKLARI

Retina görmemizi sağlayan sinir liflerini içeren bir tabakadır. Retina adını verdiğimiz ağ tabakası göz küresinin arka duvarını kaplar. Retina milyonlarca görme hücresinden oluşur. Retinayı oluşturan bu hücreler sinir lifleriyle görüntüleri görme sinirine ulaştırırlar. Görme siniri görüntüyü beyne iletir. Retinadaki bozukluklarda görüntünün beyne yanlış iletilmesine hatta hiç iletilmemesine neden olur.



Şekil: 1.1 Retina görüntüsü

### 1.1 Retina Hastalıklarında Belirtiler

- Işık çakmaları
- Ani veya yavaş gelişen görme azalması,
- Sinek uçuşmaları
- Gelip geçici görme kaybı,
- Görme alanında karanlık bölgeler



## 1.2 Retina Hastalık Çeşitleri

Diyabete (şeker hastalığına) bağlı bozukluklar,

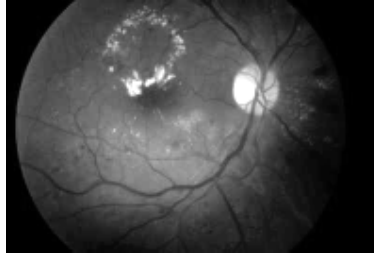
Hipertansif Retinopati,

Retina damar tıkanıklığı,

Retinanın damarsal hastalıkları,

Yaşa bağlı makula hastalıkları,

### 1.2.1 Diyabetik Retinopati



Şekil: 1.2 Diyabetik Retinopati

Şeker hastalığı, pankreas dokusundan salgılanan insülin hormonunun eksikliğine veya etkisizliğine bağlı kan şekerinin yükselmesine sebebiyet verdiği gibi, aynı zamanda bir küçük damar hastalığıdır<sup>14</sup>. Tip1 diyabet genelde 30 yaşından önce başlar insülin eksikliği mevcuttur. İnsülin enjeksiyonları gerekir. Tip2 diyabet genelde 40 yaşından sonra görülür, vücutta insülin eksik veya kullanımında bozukluk vardır. Diyet, ağızdan alınan anti diyabetik ilaçlar ve bazı hastalarda insülin enjeksiyonları gerektirir. Diyabetik retinopati, şeker hastalığına bağlı olarak

<sup>14</sup> P.Aydin, Yonca A.Akova, Temel Göz Hastalıkları, Page 297-346,2001

gözün arka bölümünde ışığa hassas bir doku olan retina tabakasının(ağ tabaka) damarlarının etkilenmesi ile ortaya çıkan ve körlüğe sebebiyet veren bir durum olup, diyabetin tek tedavi edilebilir komplikasyonudur. Genelde iki göz de etkilenir. Hastalığın başlangıcında hastanın hiç şikayeti olmayabilir, bulgular zamanla ortaya çıkar. Hafif veya ağır, ancak muayene edilen diyabetli bir hastada retinopatinin görülme oranı %40-45 civarındadır. Bu oran hastalığın süresi ile artış gösterebilir. Erken safhada yakalanan hastaların tedavileri mümkündür. Bu sebeple hastaların hiç bir şikayeti olmasa da yılda bir kez retina muayeneleri olması gerekir. Buluş çağı, gebelik, katarakt ameliyatı, insüline yeni geçiş gibi dönemlerde muayene sıklaştırılmalıdır. Diyabetin sıkı kontrolü, gerektiğinde insüline geçiş, kan lipit ve kolesterolünün ve diğer dahili problemlerin kontrol altına alınması, sigarayı bırakmak hastalığın ilerlemesini yavaşlatır, ancak durdurmaz. Bu sebeple kan şeker düzeyleri çok iyi kontrol edilse bile, retina muayeneleri ihmal edilmemelidir. Şeker hastalarında kan şekerinin hızlı değişiklikleri ile geçici görme bulanıklıkları da gelişebilir. Katarakt oluşumu da normal topluma göre daha sıktır. Görme sinirinin küçük damarlarının tıkanması nadir görülen bir durum olup, optik nöropati adını alır. Bu yazıda diyabetik retinopati üzerinde durulacaktır.

#### **1.2.1.1 Diyabetik Retinopati Evreleri**

**1-Zemin diyabetik retinopati:** Ağ tabaka damarlarının tıkanması ve duvarlarının bozulması ile küçük damar genişlemeleri(mikroanevrizma),kan elemanlarının retinaya sızması ile küçük retina içi kanamalar, sert eksuda adı verilen sarı birikintiler görülür. Retinanın makula adı verilen en hassas bölgesi etkilenmedikçe görme yakınması olmaz.

**2-Makulopati:** Zamanla makula bölgesi damarları etkilenince, bu bölgedeki damarların zedelenmesi ile beslenme bozukluğu(iskemi),sıvı sızması(ödem),ve bu bölgeye yerleşen kanama ve eksudalar görmeyi etkiler. Hasta bulanık ve az görmeden yakınmaya başlar.

**3-Proliferatif diyabetik retinopati:** Diğer bulgulardan daha az görülür. Beslenme bozukluğuna(iskemi) cevap olarak retina bazı sinyaller ve kimyasal maddeler oluşturur ve istenmeyen yerlerde yeni damarlar gelişir. Bu yeni damarlar göz içine yoğun kanamaya(vitreus hemorajisi),etraflarında gelişen ve gözün içini dolduran yumurta akı kıvamındaki jele(vitreus) doğru uzanan bantların yaptığı çekinti ile

retinanın yerinden kabarmasına(dekolman), göz tansiyonunun, yükselmesine(glokom) sebebiyet verir. Bu gelişmeler ise körlükle sonuçlanır.

#### **1.2.1.2 Retina anjiyografisi nedir, nasıl uygulanır?**

Retina anjiyografisi, flöresein adı verilen bir boyanın 5cc kadar kol toplardamarlarından birine verilmesi, 8-10 saniye içinde göze ulaşan boyanın gösterdiği retina damarsal sisteminin fotoğraflanması esasına dayanır. Retina hastalıklarının tanısı ve tedavi edilecek bölgelerin gösterilmesinde kullanılmaktadır. Damarları açma özelliği yoktur. Radyoopak madde kullanılmaz. İşlem sırasında bazı hastalarda geçici bulantı olabilir. İşlemden sonra iki gün kadar hastanın cilt rengi sararır, idrar rengi koyulaşır.

#### **1.2.1.4 Tedavisi ve Laser Işık Koagülasyonu Uygulaması**

Hastanın yakınması olmadan göz hekimine başvurması çok önemlidir. Erken evrede Laser ışık koagülasyonu ile, tedavi edilen hastaların %80-90 civarındaki bir gurubunda körlüğü engellemek mümkündür. Tedavinin etkinliği ve yöntemleri, yaklaşık 40 yıllık çalışmalarla ortaya konulmuştur<sup>15</sup>. Tedavide, artık yerleşmiş olan bu prensipleri uyguluyoruz. Tedavi için gözün üzerine bir kontakt lens yerleştirilir. Laser ışığı bu lens vasıtası ile tedavi edilecek bölgelere ulaştırılarak yanıklar oluşturur. İşlem genelde tolere edilebilir, ancak bazı durumlarda ağrı duyulabilir. Bu sebeple ağrı kesici bir tablet alınması uygundur. LASER tedavisinin amacı, görmeyi hastanın başvurduğu düzeyde tutmaya çalışmaktır. Ancak işlemden sonra bir miktar görme azalması olabilirse de, ileride görülecek daha şiddetli görme azlığının engellenmesi açısından bu kabul edilebilir. İşlemden hemen sonra görme yakınmaları artabilir, ancak bir süre sonra eski düzeye döner. Laserin uygulandığı bölgeye göre merkezi veya çevresel görme, karanlık-aydınlık uyumunda, renk görmede etkilenmeler gelişebilir. Laser tedavisi tıkanmış olan küçük damarları açamaz, sadece sızıntı(ödem) bölgelerine ve yeni gelişen damarlara etki edebilir.

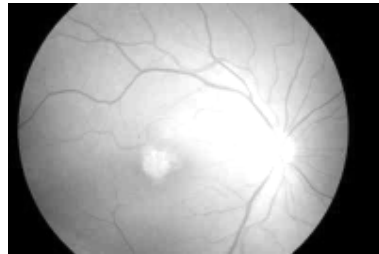
---

<sup>15</sup> Frank RN: Ethologic Mechanisms in Diyabetik retinopati: Retina:1259-1295 Mosbyco. St.Louis 2001

### 1.2.1.5 Yeni gelişmeler

Usulüne uygun ve doğru zamanlanmış yukarıda bahsedilen tedaviler ve hastanın dahili problemlerinin kontrole alınması ile, diyabetik retinopati sebebi ile gelişen körlük oranları %5 e düşmüştür. Ancak en keskin gören nokta olan makula bölgesindeki sıvı birikimi(ödem) ve eksudalarda görmeyi daha iyi korumak için çalışmalara devam edilmektedir. Bu amaçla, tartışmalı olmakla beraber, göz içine dışarıdan kortikosteroid enjeksiyonları denenmektedir. Bu tedavilerin bir süresi olduğundan enjeksiyonların tekrarı gerekebilir. Yan etkileri en sık göz içi basıncının yükselebilmesi(her hastada yükselmez),katarakt, nadiren enfeksiyondur. Retinanın yeni damar oluşturan sinyalleri ortaya çıkarmaması ve damar sağlığını koruması için de, bu işlemde rolü olan bir faktöre karşı geliştirilen anti VEGF adını alan bir gurup yeni ilacın göz içine verilmesi ile ilgili çalışmalar yapılmaktadır. Ayrıca ağızdan alınan bazı ilaçlarla bu sinyalleri engellemek için yapılan çalışmalar da vardır. Tüm bu çalışmaların amacı, görmeyi daha iyi hale getirmektir.

### 1.2.2 Makula Dejenerasyonu



Şekil: 1.3 Makula Dejenerasyonu

Göz düz karşıya bakarken makula, ışınların kornea ve lens tarafından üzerinde odaklandığı retina bölgesidir <sup>16</sup>. Bir kamera içindeki filme benzer şekilde retina lensten geçen görüntüleri algılar. Makula hasara uğramışsa görüntünün merkezi kısmı bloke olur. Bulanık kısmın çevresindeki görüntü net olabilir. Makula dejenerasyonu makulanın bozulmasıdır. Göz çevresindeki görüntüleri algılar

<sup>16</sup> Aydın, a.g.e. , s. 297-346

çünkü periferik görme etkilenmemiştir. Bu nedenle tek başına makula dejenerasyonu total körlük yapmaz. Ancak özel optik 'Low Vision Aid' araçları kullanılmadan yakını görmek ve okumak çok güçleşir. Retina gözün arkasında duvarın içini kaplayan hassas dokudur. Makula retinanın merkezinde küçük bir noktadır. Büyüklük olarak makula bu yazıda büyük "O" harfinin kapladığı bir alan kadardır. Bu alan düz bakıştaki merkezi görmemizi ve okuma görmesini sağlar. Makula dejenerasyonu en sık olarak yaşlılarda gelişse de tek başına yaşlanma merkezi görme kaybına sebep olmaz.

### **1.2.2.1 Nedenleri ve Semptomları**

Makula dejenerasyonunun en sık şekli involusyonel makula dejenerasyonudur. Tüm olguların % 70'i bu şekildedir ve yaşlanma ile ilgilidir. Makula bölgesindeki dokuların incelenmesi veya bozulmasına bağlıdır.

Makula dejenerasyonlarının % 10'nu eksüdatif tiptedir. Normalde makula gözün ortasını besleyen ince kan damarlarından ince bir doku ile ayrılmıştır. Bazen bu kan damarları çatlar veya kaçak yapar ve skar dokusu oluşumuna yol açar. Bu yeni oluşmuş damarlar özellikle frajildir. Kolay yırtılır ve sızdırır. Sızan sıvı ve kan makula bölgesini tahrip eder ve daha fazla skar oluşumuna yol açar. Görme bulanıklaşır ve bozulur. Yoğun skar dokusu merkezi görmeyi önemli derecede bloke eder. Diğer makula dejenerasyonu tipleri kahtsal olabilir, juvenil olabilir veya yaşlanmayla ilgisi yoktur. Bazen travma, enfeksiyonu inflamasyonda makulada tahribat yapabilir. Tek göz kurtulmuş ise erken dönemde makula dejenerasyonu dikkati çekmeyebilir. Bu durum sıklıkla bir anda bir gözü tutar ve hasta görme problemlerini fark etmeyebilir. Makula dejenerasyonu farklı insanlarda farklı semptomlar yapabilir. Bazen bir göz yıllarca iyi görmeyi korurken diğerinde görme kaybı olabilir. Ancak iki göz de tutulmuşsa yakın ve okuma görmesi çok bozulur. Makula dejenerasyonunda periferik görme korunduğundan hasta günlük yaşamını sürdürebilir. Renkli görme soluklaşabilir ve diğer temel semptomlar ortaya çıkabilir.

### 1.2.2.2 Tanı

Birçok hasta bulanık görme belirginleşene kadar makula problemi olduğunu farketmez. Göz doktoru erken dönemde makula dejenerasyonunu saptayabilir. Oftalmoskop denilen aletle makulayı dikkatle inceler ve harabiyet olup olmadığına bakar. Muayeneye ek olarak birkaç test de yapılır. Grid testte hasta grafik kağıdı gibi bir sahifeye bakar. Görme kaybı olan noktalar saptanır. Renkli görme testi ile hastanın renkleri ayırt edip etmediğine bakılır. Bazen floresein angiogramı (FFA) yapılır. Göz doktoru hastanın koluna bir boya enjekte eder. Sonra retina ve makulanın fotoğraflarını çeker. Boya kan damarlarında bozukluk olup olmadığını gösterir.

Periyodik göz muayeneleri yapılırsa makula dejenerasyonu erken saptanabilir. Erken tanı önemlidir. Ailenin diğer birimlerinde retina problemleri varsa rutin muayene şarttır. Makula dejenerasyonunun erken tanısı daha fazla tahribatın önlenmesini ve hastaya az görenlere yardım gereçleri ile adaptasyon yapmasını sağlar.

### 1.2.2.3 Medikal Ve Cerrahi Tedavi

Makula dejenerasyonunun involusyonel tipinin tedavisi yoktur. Ancak lazer ile eksüdatif formda ilerleme önlenir <sup>17</sup>. Ancak tedavi çok erken dönemde uygulandığında yararlıdır. Bu tedavide yoğun bir lazer ışını huzmesi ile yeni damarların ve kaçak yapan membranların kapatılması sağlanır. Bu progresif skar ile daha fazla görme kaybı olmasını önler.

**Fotodinamik tedavi:** Makula hastalıklarının saptanabilen erken devrelerinde Diod lazer'i etkili yapan bir boya verilmesi ile bozuk doku görülmekte ve etkin lokal tedavi mümkün olabilmektedir. Bu yöntem yenidir, yerleşmiş hastalık üzerinde etkisi yoktur. Uygulama kararı angiografik bulgular sonunda konur. Şimdilik ekonomik olarak pahalı olan boya nedeniyle uygulama sınırlaması yaşanmaktadır.

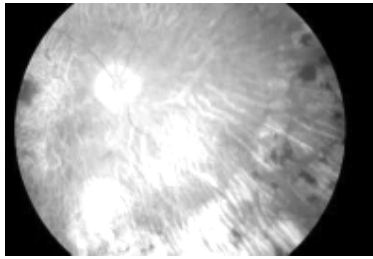
---

<sup>17</sup> Frank RN, a.g.m. , s.1259-1295

#### 1.2.2.4 Optik Araçlar Ve Aydınlatma

Az görenlere yardım cihazları makula dejenerasyonu olan hastaların görmesini artırır. Birçok büyüteç tipi cihaz vardır. Gözlükle el büyüteçleri, teleskopla ve kapalı devre televizyonlar bunlardan bir kısmıdır. Parlak ışık okumayı kolaylaştırır. Büyük baskılı kitap, gazeteler de bu hastalara yardımcı olur. Makula dejenerasyonu olan bir hastaya yardım edilebilir. Az görenlere yardım araçları ile görme kaybı olan hastalar kısmen okuyabilir, yakın iş yapabilir ve kendi bakımlarını halledebilirler. 50 Yaşın üzerinde aile retina problemi hikayesi gözlerini düzenli olarak kontrol ettirmelidir.

#### 1.2.3 Hipertansif Retinopati



Şekil: 1.4 Hipertansif Retina

Hipertansif Retinopati, gözün iç ve arkasında yer alan ve görme işlevini oluşturarak görüntü uyarılarını beyne ileten retinada (ağ tabaka ya da sinir tabakası), hipertansiyon ve arterioskleroz nedeniyle hasara yol açan damarsal bir hastalıktır<sup>18</sup>.

##### 1.2.3.1 Hipertansiyon Nedir?

Hipertansiyon, kan basıncının patolojik yükselmesi olarak tanımlanabilir. Sınırı Dünya Sağlık Örgütünün tanımına göre sistolik (maksimal veya büyük tansiyon) 140 mmHg, diastolik (minimal veya küçük tansiyon) 95 mmHg. dır.Toplumun

<sup>18</sup> Aydın, a.g.e. , s. 297-346

yaklaşık yarısını etkiler. Tekrarlanan kan basıncı ölçümleri, benzer ırk ve çevresel alt yapıdan gelen insanlarla karşılaştırıldığında anormal bulunursa hipertansiyon olarak kabul edilir. Tanı ve tedavideki gelişmelerle hipertansiyona bağlı hastalık ve ölüm hızı oranlarındaki azalmaya rağmen hastalığın komplikasyonlarının tedavisi hekimler için problem olmaya devam etmektedir. Damarsal hastalığın ilerlemesinde kan basıncı yüksekliğinin rolü tartışmalıdır. Hipertansiyon kan basıncının yükseldiği dönem olarak kabul edilir. Daha farklı bir durum olan hipertansif hastalıkta ise beyin, kalp, böbrek ve gözlerdeki damarsal lezyonlarla birlikte atardamar basıncında devamlı patolojik yükselme ve çevresel damar direncinde artış vardır. Hipertansif hastalık toplumun yaklaşık %5 inde ortaya çıkar. Sistolik basıncın yükselmesi primer olarak kalbin dışı atımına bağlı olmasına rağmen diastolik basıncın yükselmesi sistolden sonra artan çevresel damar direncine, dolayısıyla hipertansif hastalığa ait klinik anomalilerin göstergesidir. ‘Esansiyel Hipertansiyon’ hastaların yaklaşık % 90 ını oluşturur ve özgün bir nedeni yoktur. İyi huylu tipi yaygındır, sinsi başlar, kadınlarda erkeklerden daha fazladır, güçlü ailesel yatkınlık ve dominant geçiş gösterir ve komplikasyonları hastalığın ortaya çıkmasından 10–15 yıl sonra gelişebilir. Kötü huylu tipi ise genellikle genç yetişkinlerde, sıklıkla 30’lu yaşlarda görülür, doğrudan veya hipertansif hastalıklarda hızlı kan basıncı yükselmesine bağlı olarak ortaya çıkabilir. Daha çok böbrek kaynaklıdır ve diastolik basıncın 120 mmHg’nın üzerine çıkması ile kendini gösterir. Baş ağrısı, kusma, kovülsiyonlar ve koma ile beraber ensefalopati sık görülür. Göz bulguları da ciddidir.

### **1.2.3.2 Hipertansiyonda Retina-Gözdibi Değişiklikleri**

Sistemik kan basıncının yükselmesi, otonöregülasyon yoluyla retina atardamar dallarının lokal ve genel olarak daralmasına neden olur. Damarlarda çeper, yansıma ve çaprazlaşma değişiklikleri meydana gelir. Yüksek basıncın süresindeki uzama nedeniyle ‘iç kan-retina bariyerinin yıkılması’ sonucu plazma ve kırmızı kan hücreleri damar dışına sızar. Retinanın oftalmoskopi muayenesinde retina kanamaları, atılmış pamuk tarzında eksudalar (retinanın iç tabakalarındaki sinir lifi aksonlarının dejeneratif değişikliklerinin yol açtığı bir grup hücresel cisimcik), retina içi lipit ( yağlı madde), ciddi hipertansiyonda yağlı maddelerin makula yıldızı şeklinde yerleşmesi ve retina damar uç-dalcıklarının tıkanması görülebilir. Retina kanamaları çoğunlukla yüzeysel sinir lifi katına uyan mum alevi şeklinde



olurlar. Daha derin katlardaki sık yerleşimli yuvarlak ve mürekkep lekeli şeklinde kanamalar ve bunlara eşlik eden sarı-beyaz renkli retina içi yağlı maddelerin varlığı hipertansiyonun ciddiyetini gösterir. Atılmış pamuk tarzı eksudalar, gri-beyaz renkte tüysü görünümündedirler ve daha çok arka kutupta yerleşirler, birkaç haftada kaybolurlar, çevrelerine saçılmış küçük damar baloncukları görülebilir.

Herhangi bir nedenle olan akut hipertansiyon, görme siniri başında ödemle kendini gösteren hızlanmış veya malin bir evreye girebilir. Retinadaki iç kan-retina bariyerinin yıkılması mikrokistik tipte bir retina ödemeine yol açabilir. Akut hipertansiyondaki yüksek kan basıncı esas olarak retina pigment epitelini ve koroidi yani retinanın altındaki damar katını etkiler. Koroid damarlarının etkilenmesi ile dış kan-retina bariyeri de yıkılır ve koroidin uç dalcıklarında tıkanma meydana gelebilir. Retinadaki damar değişiklikleri, iskemik değişiklikler ve retina pigment epiteli değişiklikleri fundus florescein anjiografi (FFA) yapılarak izlenebilir. Hızlanmış veya akut bir hipertansiyonda optik sinir başının şişmesi ve optik sinir damar dalcıklarının genişlemesi tartışmalı bir konu olmakla birlikte, bunun nedeni muhtemelen atar damar dallarındaki tıkanıklığa bağlı iskemi ve genişlemiş uç dalcıklardan serum sızmasıdır. Bazı olgularda muhtemelen iskemik ve mekanik faktörlere bağlı artmış kafa içi basıncının eşlik ettiği hipertansif ensefalopatinin rolü de olabilir. Kronik hipertansiyonda koroid atardamarları üzerinde gelişen koyu pigmentli çizgi (Siegrist çizgileri) nadir bir bulgu olup, sklerotik koroid damarları üzerinde uzanan retina pigment epitelinin hiperplazisi ve bu bölgedeki koroid uç dalcıklarının incelmeye bağlıdır.

### **1.2.3.3 Hipertansiyon ve Arteriosklerozda Damar Değişiklikleri**

Kural olarak arteriosklerotik değişiklikler damar duvarının kalınlaşmasından dolayı olmakla birlikte, hipertansiyonun esas olarak damar spazmına bağlı olduğu düşünülmektedir. Hipertansiyonun arteriosklerotik değişikliklerin gelişmesinde çok önemli bir etkiye sahip olması nedeniyle onları tamamen ayrı düşünmek olası değil<sup>19</sup>.

---

<sup>19</sup> Frank RN, a.g.m. , s.1259-1295

Arteriosklerozun şiddeti diastolik basıncın yüksekliği ile daha fazla ilgilidir. Retina damarlarında karakteristik değişiklikler genellikle bütün vücut atardamar dallarında düzgün (uniform) olarak dağılır ve oftalmoskopik görünüm hemen hemen genel dolaşımın durumunu yansıtır.

#### **1.2.3.3.1 Atardamar daralması**

Yaygın atardamar daralması hipertansif retinopatinin tipik bir belirtisidir. Akut hipertansiyonda akut bir damar spazmı yanıtı olarak görülmekle birlikte daha sık olarak kronik hipertansiyonda görülmektedir. Damar çapındaki bu azalma, hipertansiyonda retina atardamar çap / toplardamar çapı oranının azalmasına neden olur. Normalde bu oran 2/3 tür. Değerlendirme, normal orana veya aynı yaştaki normal tansiyonlu kişinin ortalama damar çapına kıyaslayarak yapılır. Bölgesel atardamar daralmaları, damar duvarının bir alandaki spazmına bağlıdır ve geri dönüşümlü olabilir. Derecelendirilmesi, spazmın şiddetini yansıtır. Görme siniri başına yakın çap değişiklikleri fizyolojik olabilir.

#### **1.2.3.3.2 Damarsal ışık yansımaları**

Damar duvarındaki kalınlık artışı ışığın yansımada ilerleyici bir değişikliğe neden olur. Normalde damar duvarı görülemez, sadece lümendeki kırmızı kan hücreleri kolonu bizim damar olarak kabul ettiğimiz kırmızı bir çizgi şeklinde görülebilir. Damar duvarının dışbükey yüzeyinden giren ışığın yansımaları kan kolonunun ortasında gözüken ikinci bir ışık çizgisine neden olur ki bu normal ışık yansımalarıdır. Duvar kalınlaşınca ışık yansımalarının parlaklığı kaybolarak daha kaba, donuk ve dağınık bir hal alır ki bu görünüm arteriosklerozun en erken belirtisidir.

#### **1.2.3.3.3 Damarsal lümen değişiklikleri**

Atardamar dallarındaki duvar kalınlığının artması ve lümeninin daralmasına ek olarak ışığın difüzyonu damara kırmızımsı kahverengi bir 'bakır tel' görünümü verir. Hipertansiyonun iyi kontrolü ile bu bulgu görece olarak azalır. Arteriosklerotik süreç devam ederse lümendeki daralmayla birlikte duvardaki kalınlaşma sürer ve kan kolonunun ince bir çizgi olarak görülemediği 'gümüş tel' görünümü ortaya çıkar. Bu dönemde damarlar kanı taşıyabilir gibi görünmemekle

birlikte floresein anjiografik muayeneye perfüzyonun çoğunlukla devam ettiği anlaşılır. Bu durum, kontrollü hipertansiyonda sık olmayan bir bulgudur.

#### **1.2.3.3.4 Atardamar / toplardamar çaprazlaşma değişiklikleri**

Retina atar ve toplardamarları, genellikle toplardamarın öne doğru uzandığı çaprazlaşma yerinde ortak bir dış kılıfa girerler. Damar duvarındaki değişiklikler, bu bölgede toplardamarda bası ve lümenin daralmasına yol açan bir ‘çentiklenme’ meydana getirir, damarın yön değiştirmesine de neden olabilir. Bu durum kan kolonunun hafifçe incelmelerinden ciddi incelmelerine ve görünen kan kolonunun kesilmesine kadar giden derecelerde olabilir. Çaprazlaşma değişiklikleri kronik hipertansif hastalığın karakteridir.

#### **1.2.3.3.5 Retina Anevrizmaları**

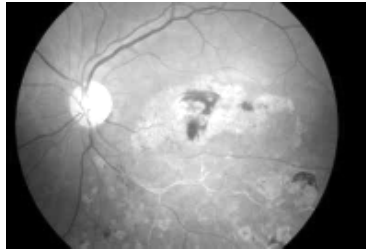
Mikroanevrizmalar yani uç dalcıklardaki genişlemeler damar hastalıklarının geniş bir bölümünde görülen, hipertansiyona özgü olmayan bir bulgudur, damar duvarının zayıf alanlarında lokalize baloncuklar şeklinde olurlar. Makroanevrizmalar yani damarsal dal baloncukları ise hipertansiyonda görülebilen damar değişiklikleridir. Retinal makroanevrizmalı 120 hastalık bir çalışmada, olguların %75 inin kadın ve %67 sinin hipertansiyonlu olduğu gösterilmiştir.

#### **1.2.3.4 Hipertansiyonun Tedavisi**

Hipertansiyonun ve hipertansif hastalığın ilaçla tedavisi, ilaçlardaki yeniliklerle önemli gelişmeler göstermiştir. Komplikasyon ve ölüm oranı giderek azalmaktadır. Hipertansiyonun tedavisi genel hijyenik önlemler ve ilaç tedavisini içerir. Genel önlemler eğitim, kilo kontrolü, sodyum tuzu kısıtlaması, egzersiz ve hayat tarzının kontrolüdür. İlaç tedavisi ise diüretikler (idrar söktürücüler), sedatifler (sakinleştiriciler), adrenerjik inhibitörler (Beta blokerler, Alfa reseptör blokerleri), ACE inhibitörleri, kalsiyum antagonistleri ve vazodilatatörler ( damar genişleticiler) olarak sayılabilir.

### 1.2.4 Retina Damar Tıkanıklığı

Gözde oluşabilecek rahatsızlıklardan biri de retinadaki damar tıkanıklıkları. Retinada da bütün vücutta olduğu gibi iki ana damar sistemi bulunmakta<sup>20</sup>. Her organın beslenmesinde olduğu gibi gözde de kanı retinaya getiren atardamarlar ve retinadan kanı uzaklaştıran toplardamarlar görev yapar. Bu iki grupta farklı seviyedeki tıkanıklıklar oluşabiliyor. Ancak daha sıklıkla toplardamar tıkanıklarına (retina ven tıkanıklığı) rastlanıyor. Bu tıkanıklık, ana toplardamar (santral retinal ven tıkanıklığı) veya dal toplardamar (dal retinal ven tıkanıklığı) seviyesinde gelişebilir. Bu hastalık diyabetik retinopatiden sonra ikinci en sık retina damar hastalığıdır. Yani oldukça sık görülen bir hastalıktır.



Şekil: 1.5 Alt ven dal Tıkanıklığı

#### 1.2.4.1 Etkenleri

Retina damarlarında oluşan tıkanıklıkta en büyük etken yüksek tansiyondur. Yüksek tansiyonlu kişilerde, retinadaki atardamarlarda kalınlaşma ve sertleşme olduğu için belirli bir süre sonra atardamarlar yakındaki toplardamarlara baskı uygulamaya başlar ve tıkanıklık gelişebilir. Retina toplardamar tıkanıklığının en sık bulgusu hastalarda meydana gelen görme azlığıdır. Tıkanıklık sonucu retinanın belirli bir kısmındaki kan boşalamayacağı için damarlardan dışarıya kan elemanları çıkarak dokuda ödem ve kanamalara neden olur. Bu kanama ve ödem görme merkezini

<sup>20</sup> Aydın, a.g.e. , s. 297-346

etkilerse hastada görme azlığı gelişir. Bunun dışında hastaya özel olarak bir ağrı vermiyor. Görme merkezini etkilemeyen tıkanıklıklarda ise hasta bize görme alanında bir bölgeyi daha bulanık gördüğünü tarif ediyor.

#### **1.2.4.2 Tedavi Yolları**

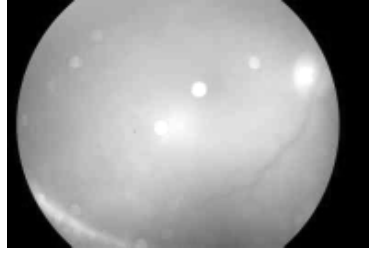
Retina tıkanıklıklarda, gözbebeklerini büyütüp gözün arkasına bakarak ve göz anjiyografisi çekerek teşhis koyuyoruz. Genellikle dal retina tıkanıklıklarında öncelikle hastayı takibe alarak bekliyoruz. Hastaların, hipertansiyonları varsa kan basıncının mutlaka kontrol altına alınmasını istiyoruz. Görmede artış olan olgularda ek bir problem gelişmezse takip yeterli olabiliyor. Artmazsa tedavinin bazı yolları var. İlk ve klasik tedavi sıvı toplanan bölgelere argon lazer uygulayarak hastanın görme kalitesini artırmaktır. Ayrıca, yeni damar gelişimini önlemek için de gerekli hallerde argon lazer tedavisi uyguluyoruz. Diğer bir tedavi yöntemi ise son yıllarda yaygınlaşan özel ajanlarla tedavidir. Retina damar hastalıklarında ağ tabakadan salınan bazı faktörler (VEGF) çoğalıyor. Özel ajanlar ile bu azaltılarak yeni damarların ortaya çıkması ve damarlardan sızıntı önleniyor. Bu ilaçları gerekli hallerde göz içi enjeksiyon yoluyla kullanıyoruz <sup>21</sup>.

Diğer grup ise retina atardamar (arter) tıkanıklıklarıdır. Yani göze kan taşıyan arterlerde ani tıkanıklık ortaya çıkmasıdır. Enfarktüs geçirince kalp damarları ve kalp kası nasıl hasar görürse, retinada da benzer şekilde hasar oluşur. Yani bir anlamda gözün kalp krizi sayılabilir. En sık neden kalp veya şah damarlardan kaynaklanan kan pıhtılarının retinadaki arterleri tıkanmasıdır. Bu durumda hasta birden görme kaybı yaşar. Retinanın yoğun bir sinir dokusu vardır ve uzun süre oksijensiz kalamaz. Belirli bir süre kan gitmediği zaman hasar oluşmaya başlar. Bu nedenle beklemeden tedavi etmek gerekir. Bu hastaların olabilecek en kısa sürede bir göz doktoruna başvurması ve en kısa sürede tedaviye başlanması gerekiyor. Genellikle ilk 24–48 saatten daha geç başvuran olgularda kalıcı görme kaybı gelişebilmektedir.”

---

<sup>21</sup> Frank RN, a.g.m. , s.1259-1295

### 1.2.5 Vitre İçi Hemoraji



Şekil: 1.6 Vitre İçi Hemoraji

En sık diyabetik, hipertansif retinopatiler ve travmalar sonucu ortaya çıkmaktadır<sup>22</sup>. Oluşan kanamalarda, kan genellikle pıhtılaşmaz. Uzun süre makula alanına yayılan bu durum görmeyi etkileyen sonuçlar görülebilmektedir. Hemolisiz ön plandadır ve fibrinolisiz ve fagositozis vitreus içi kanamalara oranla daha hızlı olarak gelişmektedir. Bu nedenle bu kanamalar kendiliğinden rezorbe olurlar. Ancak uzun süre rezorbe olan olgularda, makular alanda bazen yüzeysel gliosis gelişme eğilimi olmakta ve santral görmeyi etkileyen sonuçlar görülebilmektedir. Spontan kanamaların nedenleri çok fazla birlikte, değişik serilerde en sık %41 yırtıkla birlikte veya yırtıksız arka vitre dekolmanı, %27-55`i diyabet, % 10-24.4`ü retinal yırtık, % 13-23`ünde retinal ven tıkanıklığı, %7`sinde mikroanevrizma ve %4 yaşa bağlı makula dejenerasyonu neden olarak belirlenmiştir. Doğal seyirleri ve oluş şekilleri göz önünde tutularak basit ve komplike kanamalar olarak iki gruba ayrılabilirler.

Basit vitreus hemorajileri olarak tanımlanan; esas olarak vitreus dokusu ile hemorajinin karşılaştığı, buna karşılık proliferatif faktörlerin bu ortamdan uzak kaldığı, nispeten iyi prognozlu kanamaların nedenleri: Arka vitreus dekolmanı, Retinal ven tıkanıklığı, Makroanevrizma, Arteriolar mikroanevrizmalar, Ön kamara kanamaları ile birlikte olan kanamalar, Künt travmalar, Sistemik hipertansiyon kanamaları.

Komplike vitreus hemorajileri olarak tanımladığımız grupta: vitreus boşluğu içine proliferatif tipte pluripotansiyel hücre gruplarının da karıştığı olaylar yanı sıra

<sup>22</sup> Aydın, a.g.e. , s. 297-346

retina dekolmanı, tümoral oluşumlar sonucu, kanamanın aslında alttaki bir patolojinin doğrudan veya dolaylı sonucu ortaya çıktığı durumlar toplanmıştır. Komplike vitreus hemorajilerine yol açabilecek bazı patolojileri ise: Diyabetik retinopati, retina yırtıkları, yaşa bağlı makula dejenerasyonu, neovasküler mebranlar, prematüre retinopatisi, coats hastalığı olarak sıralanabilir <sup>23</sup>.

Künt travmalar sonucu globun ön arka planda ani olarak sıkışması ile ekvator da genişleme ve böylece vitre tabanında retina yırtıkları oluşmaktadır. En sık makula delikleri, üst nazalde diyalizler ve periferik retina yırtıkları izlenmektedir.

#### **1.2.5.1 Tedavisi**

Bu nedenle sıklıkla kendi haline bırakılabilen bu kanamalarda argon laser uygulanarak hem erken görme rehabilitasyonu sağlanır, hem de maküler bölge komplikasyonlar korunabilir.

---

<sup>23</sup> Frank RN, a.g.m. , s.1259-1295

## 2. YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA)

### 2.1 Yapay Sinir Ağlarının (YSA) Genel Tanımı

Yapay Sinir Ağları (YSA) insan beyninin çalışma prensibini örnek alarak tasarlanmıştır. Sinir sistemindeki nöronların işlevini gören temel elemanlardan oluşmaktadır. Yapay olarak benzerinin yanı sıra biyolojik özelliğini de taşımaktadır. İnsan hayatındaki geçmişte yaşananlardan tecrübe çıkarmak gibi öğretilen bilgiden bir sonuç elde edilir. YSA, katmanlar biçimde düzenlenen basit işlem elemanı gruplarından oluşur. Her bir katman farklı ağırlık değerlerine sahip olan araçlarla iletişimde bulunduğu işlem elemanını içermektedir. YSA'nın oluşturulmasında hücrelerin karşılıklı bağlantı biçimleri ya da işlem elemanlarının düzenlenmesi, bilgi, öğrenme ve bilgiyi kullanma yöntemi olarak üç temel gereksinim vardır<sup>24</sup>.

### 2.2 YSA'ların Temel Özellikleri

Problemlerin nasıl çözümleneceğini öğrenen bilgisayarlardır. Problem çözme örnek verilere ve öğrenme biçimine dayandırılır. Uzman bilgisine gereksinim göstermezler. Değişik örnekleri ayırt etmede önemli özellikleri ve bağlantıları kendi içlerinde tanımları için eğitilirler. Gerçek zamanda gerçek veriler ile veya örnek veriler ile öğretilirler. Yeterli yetenekte uygun bir mimariye ve öğrenme yapısına gereksinim duyarlar.

### 2.3 YSA'nın Avantaj ve Dezavantajları

YSA'da bilgiler ağın tamamında saklanır. Bilgi işleyişleri programlamadan farklıdır. Kullanıcı veri örneklerine dayanan tekil çözümler üretirler. Algoritmayı bilmeye ihtiyaç duymazlar. Yazılımdan çok donanım gücüne ihtiyaç duyarlar. Değişik birçok probleme çözüm bulabilirler. Paralel yapısından dolayı işlem yoğunluklu çok sayıda probleme hızlı çözüm getirirler. Karmaşık karar alanlarını kendi içlerinde üretirler. Gürültü yok etmede iyi başarımlar sağlarlar. Hata dayanma

---

<sup>24</sup> Karlık, Ders Notları,2007-2008



yeteneğini kendiliğinden oluştururlar. Eksik ilgi ile çalışabilmektedir. Dereceli bozulma (Graceful degradation) gösterirler. Dağıtık belleğe sahiptir.

YSA'ların pek çok avantajlarının yanı sıra bazı dezavantajları vardır. Bütün işlemsel problemlere uygulanmaz. Eğitim ve test veri örneklerine ihtiyaç duyarlar. Donanım bağımlıdır. Uygun ağ yapısının belirlenmesinde belli bir kural yoktur. Ağın eğitiminin ne zaman bitirilmesi gerektiğine ilişkin belli bir yöntem yoktur. YSA uygulamaları; ilgilenilen nesne hakkında hemen hemen hiç bilgi olmaması yada çok az bilgi olması, bu nesnenin parametrelerinin ve durumunun matematiksel olarak ya da kurala dayalı olarak tanımlanamaması koşulların yada o alışılmış işlemcilerle çözümlenemeyen problemlerin varlığında birçok probleme çözüm getirebilmektedir. Buna karşın algoritma ve yazılım geliştirme doğrulama ve gerçekleştirme mali harcamaları ve süresi yüksektir.

#### **2.4 YSA'nın Kullanıldığı Alanlar**

- Sınıflandırma,
- Örüntü tanıma,
- Uyarlamalı işaret işleme,
- Karar oluşturma,
- İyileştirme süreçleri,
- Zaman serileri analizleri,
- Sinyal filtreleme,
- Veri sıkıştırma,
- Çoklu algılayıcı verilerinin kaynaştırılması,
- Robot denetimi,
- Medikal tanımlama,

- Doğrusal olmayan sistem modelleme,
- Optimizasyon,
- Kontrol,

Yapay Sinir Ağları önceleri Elektrik-Elektronik mühendisleri ile matematikçiler kullanıyordu. Daha sonra ise tüm mühendislik dallarında ve birçok uygulama alanlarında kullanılmıştır. Bunlar; uzay, sağlık, finans, üretim, dil, otomotiv, güvenlik, savunma, telekomünikasyon vs.

## 2.5 YSA'nın Gelişimi

Bilgisayar sistemleri nümerik işlemler konusunda insan beynine oranla hızlı ve hatasız işlem yapabilmektedir, fakat zeka isteyen işlemlerde başarısızdır. Araştırmacılar bu konuda uzun yıllardır çalışıyorlar. İnsan sinir sisteminin daha iyi anlaşılması için nöronların fonksiyonları ve birbirleriyle olan bağlantıları test etmek amacıyla matematiksel modeller geliştirilmesine imkan sağlamışlardır. Bu modellerin beyin fonksiyonlarını taklit etmenin yanı sıra yararlı fonksiyon oluşturabildiklerini göstermiştir. Bunun için iki hedefi vardır. Birincisi insan sinir sisteminin fizyolojik ve psikolojik işleyişini anlamak, ikincisi ise beyine benzeyen fonksiyonlar gerçekleştiren YSA üretmek. Nöroanatomi ve nöropsikolog alanındaki gelişmelerle birlikte psikologlar da insanların öğrenme işini modelleme çalışmalarına başladılar.

1940'larda Mc Culloch ve Pitts, bir biyolojik nöronun temel fonksiyonlarının basit bir eşik cihazı olarak modellenebileceğini göstermiştir<sup>25</sup>. 1949'da Donald Hebb ise "The Organization of Behaviour" adlı kitabında hücrese seviyede beyinin öğrenme mekanizmasından bahsetmiştir<sup>26</sup>. Hebb'in biyolojik öğrenme kuralına göre; bir nöronun dentrit (Şekil 2.1) yoluyla gelen ve bir akson yoluyla alınan giriş onun bir darbe üretmesine sebep olur. Sonraki aksonal

<sup>25</sup> Mc Culloch, W.S., Pitts, W.H. 1943. *A logical calculus of the ideas immanent in neural nets*. Bull. Math.Biophys. 5:115-133.

<sup>26</sup> Hebb, D.O. 1949. *The Organization of Behaviour*, John WileySons, New York.

girişlerin darbe üretmesi olasılığı artar. Böylelikle yapılan davranışın mükafatı ortaya çıkar.

Hızlı hesaplama yönelik ilk YSA çalışmaları 1950’li yıllarda başlamıştır. Basit nöron modellerine dayalı bir hesaplama modeli, 1950’lerde Frank Rosenblatt tarafından önerilmiş<sup>27</sup> ve ardından perceptron diye bilinen tek katmanlı ilk YSA modeli (Şekil 2.2) ortaya çıkmıştır<sup>28</sup>. 1960’lı yıllarda Widrow ve Hoff, bu basit nöron modellerini kullanarak öğrenebilen ilk adaptif sistemler üzerinde çalışmış ve delta kuralı diye bilinen; gerçek çıkış ile istenen çıkış arasındaki farka eşit bir hata terimi kullanarak bağ ağırlıklarının değiştirildiği bir öğrenme kuralını ortaya koymuşlardır<sup>29</sup>.

1969’da Minsky ve Papert, basit perceptron modelinin, yalnızca örnek sınıflarının lineer bir sınırla ayrılabilirdiği örneklemleri sınıflandırabildiğini; ancak bu modelle, klasik XOR problemine çözüm bulmanın imkansız olduğunu göstermişlerdir. Çalışmalarında YSA yardımı ile öğrenme ve hesaplamada aşılması zor engeller olduğunu iddia etmişler ve bu iddiaları ile YSA konusundaki çalışmaları önemli derecede yavaşlatmışlardır<sup>30</sup>.

1969-1982 yılları arasındaki çalışmalarda ise teori artık oturmuş ve 1982’de J.J. Hopfield tarafından yayınlanan “Neural Networks and Physical Systems” adlı çalışma ile çağdaş YSA devri başlamıştır<sup>31</sup>. Bu çalışmada Hopfield, nöronların karşılıklı etkileşimlerine dayanan bir nöral hesaplama modeli önermiştir. Bu model, bir enerji fonksiyonunu, alabileceği en az değerine indiren 1. mertebe lineer olmayan diferansiyel denklemlerden oluşmuştur. Hopfield; ağ seviyesinde, tek tek nöron seviyesinde var olmayan hesaplama kapasitesinin bulunduğunu öne sürmüştür. Bu tür YSA ya, “Hopfield Ağı” denilmektedir. Hopfield’in geri beslemeli YSA modelini ortaya atması<sup>32</sup> ve bunun pratik

<sup>27</sup> Rosenblatt, F. 1959. *Principles of Neuradynamics*, Spartan Books, New York.

<sup>28</sup> Rosenblatt, F. 1962. *Principles of Neuradynamics: Perceptrons and The Theory of Brain Mechanisms*, Spartan Books, Washington D.C.

<sup>29</sup> Widrow, B., Hoff, M. 1960. *Adaptive switching circuits*. IRE WESCON Convention Record 4:96-104.

<sup>30</sup> Minsky, M. ve Papert, S. 1969. *Perceptrons: An introduction to Computational Geometry*, MIT Press, Cambridge, MA.

<sup>31</sup> Hopfield, J.J. 1982. *Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities*. *Proc.Nat.Acad.Sci* 79:2554-2558.

<sup>32</sup> Hopfield, J.J 1987. Learning algorithms and probability distributions in feed-forward and feed-

optimizasyon problemlerinde kullanılabilirliğini göstermesi (Hopfield 1985), YSA konusundaki çalışmaları yeniden hızlandırmıştır.

1986'da Grossberg, ART yani Uyarlanabilir Rezonans Teorisi (Adaptive Resonance Theory) adında bir YSA yapısını geliştirmiştir<sup>33</sup>. ART çok gelişmiş bir YSA modeli olmakla beraber henüz çok fazla probleme uygulanmamıştır. O sıralarda Kohonen'de “kendi kendini düzenleyen nitelik haritası”nı (self-organizing maps) geliştirmiştir<sup>34</sup>. Bu YSA modeli, nümerik aerodinamik akış hesaplamaları için çoğu algoritmik yöntemden daha etkili olmuştur.

1986'da Rumelhart ve arkadaşları “Parallel Distributed Processing” (paralel dağılımlı işleme) adlı kitaplarında, ileri beslemeli (feed-forward) ağlarda yeni öğrenme modeli olan hatanın geriye yayılması algoritmasını (backpropagation algorithm) geliştirerek, daha önce bu konuda Minsky ve arkadaşları tarafından iddia edilen aksaklıkların aşılabileceğini göstermişlerdir<sup>35</sup>. Bugün endüstride birçok YSA uygulamasında bu öğrenme yöntemi ile bunun değişik varyasyonları kullanılmaktadır. Back-propagation algoritması, kullanımı çok yaygın olan ve öğrenilmesi kolay bir ağıdır. Ayrıca önceki bölümde anlatıldığı gibi biyolojik işaretlerin sınıflamalarında tercih edilen bir ağ yapısıdır. İç içe girmiş konveks yapıdaki kümelerin sınıflamasını rahatlıkla yapmaktadır. Bundan dolayı bu tez çalışmasında da bu algoritma kullanıldı.

---

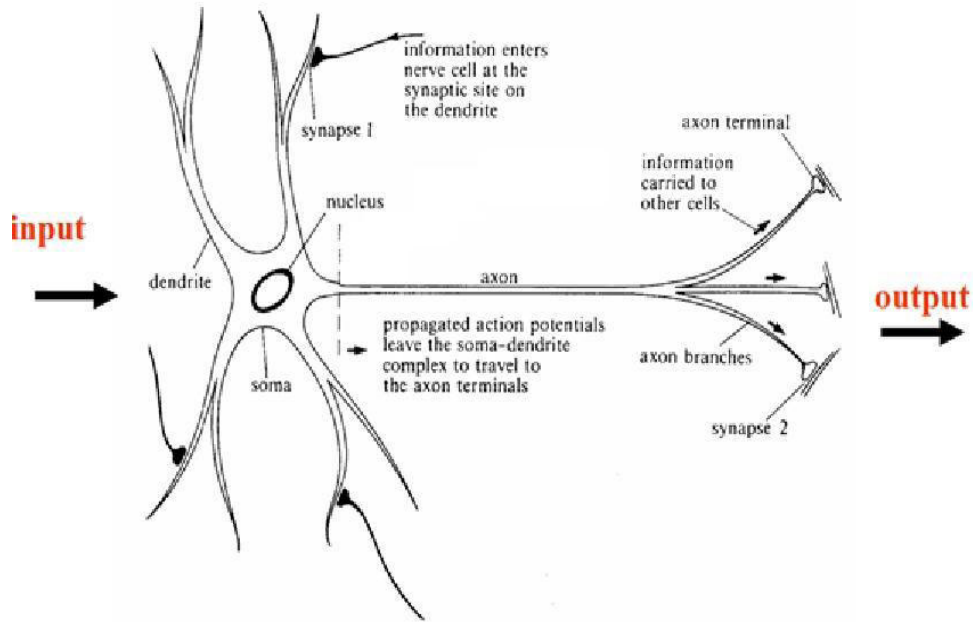
back networks. Proc.Nat.Acad.Sci 88:8429-8433.

<sup>33</sup> Grossberg, S. 1986. The Adaptive Brain I:Cognition, Learning, Reinforcement, and Rhythm, and The Adaptive Brain II:Visions, Speech, Language, and Motor Control, Elsevier/North-Holland, Amsterdam.

<sup>34</sup> Kohonen, T. 1984. Self-Organization and Associative Memory, Springer-Verlag, Berlin.

<sup>35</sup> Rumelhart, D.E., McClelland, J.L., PDP Research Group 1986. Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, v. 1:Foundations, MIT Press, Cambridge, MA.

## 2.6 Biyolojik Nöron ve Yapay Sinir Modeli



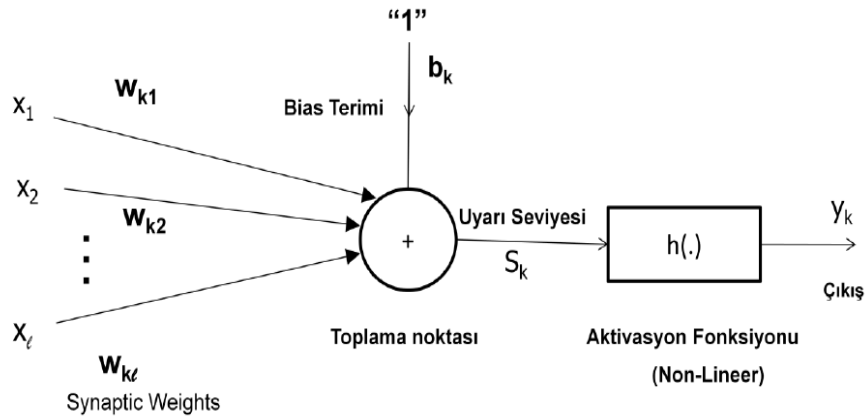
Şekil: 2.1 Biyolojik sinir hücresinin yapısı

Sinir sisteminin temel yapıtaşı olan nöronlar uyarılara kasılarak yanıt verirler. Nöron, soma adı verilen hücre gövdesi dentrit denilen kıvrımlı uzantılar ve somanın dalları sayesinde nöronu dallarına bağlayan tek sinir fiberli aksondan oluşur. Dentritler hücreye gelen girişleri toplarlar. Dentrit tarafından alınan işaretler hücrede birleştirilerek bir çıkış darbesi üretilip üretilmeyeceğine karar verilir. Eğer bir iş yapılacaksa üretilen çıkış darbesi aksonlar tarafından taşınarak diğer nöronlarla olan bağlantılara veya terminal organlara iletilir. Fakat korteks, işin yapılabilmesi için hangi nöron harekete geçirilecekse, sadece ona komut gönderir.

Gönderme tepkisine sinaps adı verilir. Bir sinir hücresine giren sinapslar, o hücrenin özelliklerine göre işlenir ve tek bir çıktı (sinaps) axondan gönderilir. Her bir sinir hücresi bir eşik değerine sahiptir. Buna eşik (Threshold) değeri adı verilir. Eğer gelen sinapsların toplu bir işlemde geçirildikten sonraki sonuç değerini aşabilirse, ulaşın değeri axondan sinaps olarak gönderilir. Her bir dentritin ağırlık değeri vardır. Gelen bilgi bu ağırlık değeri ile çarpılır (işlenir) ve önemine göre yeni

değeri oluşturur ve hedef sinir hücresine yeni değeri ile girer. İki veya daha fazla bilgiler arasındaki bağlar ilişki kurarken, ağırlık değerleri belirlenir. Sinir hücrelerindeki bu değerler, kendi spesifik özelliklerine göre değişir.

Sinapslarla düzeltilen işaretleri taşıyan aksonlar ve dentritlerle iç içe geçmiş nöronlar bir sinir ağı oluştururlar. Şekilde 2.2'de en basit şekilde nöron modeli, bir eşik birimi olarak algılanabilir. Eşik birimi, çıkışları toplayan ve sadece girişin toplamı iç eşik değerini aştığında bir çıkış üreten işlem elemanıdır.



Şekil: 2.2 Nöron modeli

Nöron sinapslarında ki işaretleri alır ve hepsini toplar. Eğer toplanan işaret gücü eşiği geçecek kadar güçlü ise diğer nöronları ve dentritleri uyaran akson boyunca bir işaret gönderilir. Kesişen dentritlerden gelen sinapslarla kapılanan bütün işaretleri soma toplar. Toplam işaret daha sonra nöronun iç eşik değeri ile karşılaştırılır ve eşik değeri aşıyorsa aksona bir işaret yayar. YSA, bu basit nöronların bağlanarak bir ağ'a dönüştürülmesiyle meydana getirilir.

## 2.7 YSA'nın Yapısı ve İşlem Elemanı

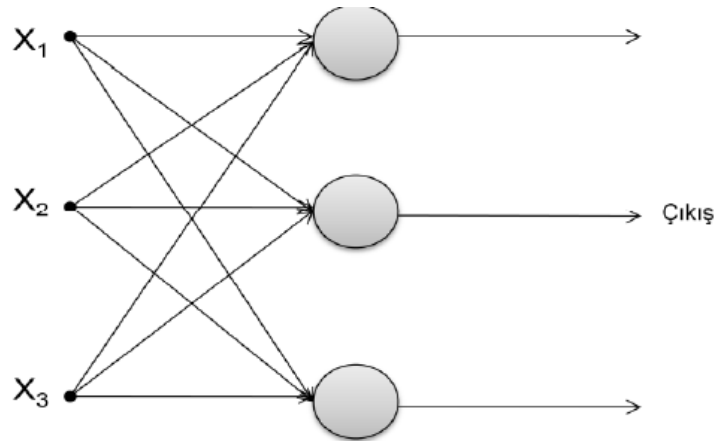
YSA temel olarak, basit yapıda ve yönlü bir ağ biçimindedir (Şekil 2.4). Her bir düğüm, hücre denilen  $n$ . dereceden lineer olmayan bir devredir. Düğümler işlem elemanı olarak tanımlanır. Düğümler arasında bağlantılar vardır. Her bağlantı tek yönlü işaret iletim yolu olarak görev yapar. Her işlem elemanı istenildiği sayıda giriş bağlantısı ve tek bir çıkış bağlantısı alabilir. Fakat bu bağlantı kopya edilebilir. Yani bu tek çıkış, birçok hücreyi besleyebilir. Ağdaki tek gecikme, çıkışları ileten

bağlantı yollarındaki iletim gecikmeleridir. İşlem elemanının çıkışı isteğe bağlı olarak reel veya iki tabanlı bir değeri olan herhangi bir matematiksel tipte olabilir.

Kısmen sürekli çalışma konumunda “aktif” halde eleman bir çıkış işareti üretir. Giriş işaretleri YSA ya bilgi taşır. Sonuç ise çıkış işaretlerinden alınabilir. Şekil 2.5’te genel bir işlem elemanı gösterilmiştir. YSA transfer fonksiyonu ve yerel bellek elemanı, bir öğrenme kuralı ile giriş çıkış işareti arasındaki bağlantıya göre ayarlanır. Aktif yapma girişi (bias value) için, bir zamanlama fonksiyonu tanımlanması gerekebilir.

## 2.8 Giriş İşareti Sınıfları

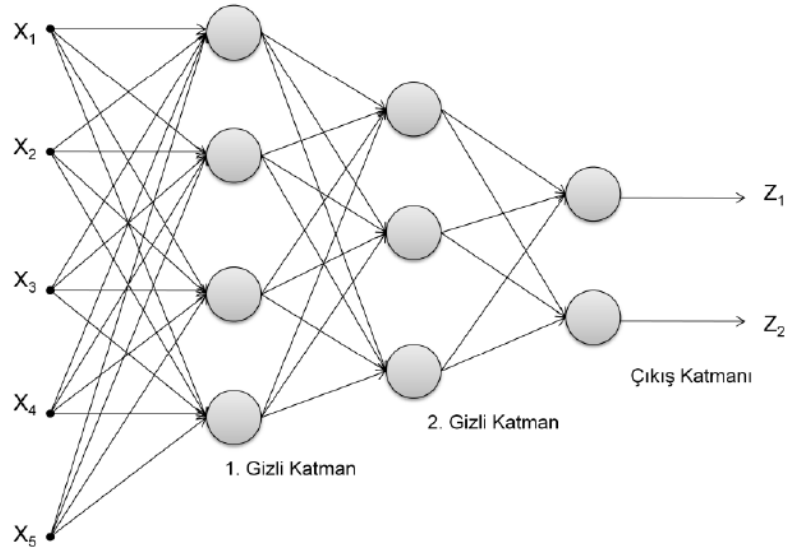
YSA bir takım alt kümelere ayrılabilir. Bu alt kümelerdeki elemanların transfer fonksiyonları aynıdır. Bu küçük gruplara “katman” layer adı verilir. Ağ katmanların birbirlerine hiyerarşik şekilde bağlanmasından oluşmuştur. Dış dünyadan alınan bilgi giriş katmanı ile taşınır. YSA transfer fonksiyonu ve yerel bellek elemanı bir öğrenme kuralı ile giriş çıkış işareti arasındaki bağıntıya göre ayarlanır. Aktif yapma girişi için bir zamanlama fonksiyonu tanımlanması gerekebilir. Basit işleme elemanlarından oluşmuş birçok ağın temel yapısı Şekil 2.3’teki tek katmanlı yapıdır.



Şekil: 2.3 Tek Katmanlı YSA

Çok katmanlı ağların çalışma prensibi tek katmanlı ağlar gibidir. Her katmanın çıkışı önceki katmanın çıkışlarından ağırlıklı toplam olarak üretilir. Çok katmanlı

YSA Şekil 2.4’de gösterilmiştir. Tek katmanda yapılamayan birçok iş çok katmanlı mimaride başarı ile gerçekleşmiştir.



Şekil: 2.4 Çok katmanlı YSA

### 2.8.1 YSA Sınıflandırıcıları

Sınıflandırma öncelikle giriş biçimlerine bağlı ikili ve sürekli değerli giriş olmak üzere ikiye ayrılmıştır.

#### 1. İkili Giriş

##### 1.1 Öğreticili

###### 1.1.1 Hopfield ağı

###### 1.1.2 Hamming ağı

###### 1.1.2.1 Optimum sınıflandırıcı

##### 1.2 Öğreticisiz

###### 1.2.1 Carpenter / Grossberg sınıflandırıcı

###### 1.2.2 Lider küme algoritması

#### 2. Sürekli-değerli giriş

##### 2.1 Öğreticili

###### 2.1.1 Perceptron

###### 2.1.1.1 Gaussian sınıflandırıcı



- 2.1.2 Çok katmanlı perceptron
  - 2.1.2.1 k-en yakın komşu karışımı
- 2.2 Öğreticisiz
  - 2.2.1 Kohonen'in kendini düzenleyen haritaları
    - 2.2.1.1 k-ortalama komşu algoritması

Bu tezdeki örneklerde giriş işaretleri sürekli-değerli (reel sayı) olduğundan dolayı, sınıflandırıcı olarak öğreticili öğrenme ile eğitilen çok katmanlı idrak (multi layer perceptron) kullanılmıştır.

## 2.9 Bağlantı Geometrileri

Bağlantı geometrisi YSA için çok önemlidir, bağlantının nereden başlayıp nerede bittiğinin bilinmesi gerekir. En fazla  $n^2$  bağlantı olur. Bağlantı demetlerinde olması gereken kurallar;

- 1) Bağlantı demetini oluşturan işlem elemanları aynı bölgeden çıkmalıdır.
- 2) Bağlantı demetinin işaretleri aynı matematiksel tipten olmalıdır.
- 3) Bağlantı demetinin işaretleri aynı sınıftan olmalıdır.
- 4) Bağlantı demetinin bir seçim fonksiyonu (s) olmalıdır.

$$\sigma : T \rightarrow 2^S \quad T: \text{Hedef bölgesi} \quad s: \text{Kaynak bölgesi}$$

Hedef bölgesindeki her işlem elemanı, kaynak bölgesindeki her elemana giderse "tam bağlıdır". Eğer hedef bölgesi elemanı, n adet kaynak bölgesi elemanına bağlı ise "düzgün dağılmış (uniform)" denir. Ayrıca bir elemana, yine bir kaynak elemanı bağlı ise buna "bire-bir bağlı" denir.

## 2.10 Ağ Tipleri

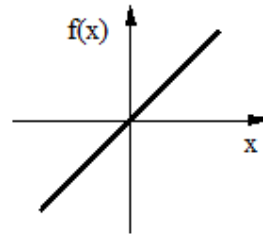
**1- İleri Beslemeli Ağ:** Her bir katmandaki hücreler sadece önceki katmanın hücrelerince beslenir ve dolayısıyla bilgi akışı sadece ileriye doğrudur.

**2- Kaskat Bağlı Ağ:** Hücreler sadece önceki katmanlardaki hücrelerce beslenir.

**3- Geri Beslemeli Ağ:** En az bir hücre sonraki katmanlardaki hücrelerce beslenir. Bir katmandan diğerine veya kendisine doğru uzanan ağırlıklar yoluyla geri besleme bağlantılarına izin veren daha genel bir ağ yapısı gösterir. Bu çalışmada hem ileri, hem de geri beslemeli (hatanın geriye yayılımı sırasında) ağ tipi birlikte uygulanmaktadır.

## 2.10 Eşik Fonksiyonları

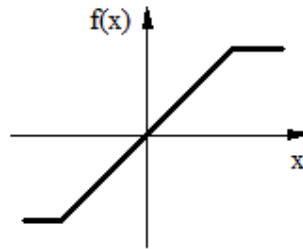
Transfer veya işaret fonksiyonları olarak da adlandırılan eşik (aktivasyon) fonksiyonları, muhtemel sonsuz giriş kümesine sahip işlem elemanlarından önceden belirlenmiş sınırlar içinde çıkışlar üretirler. Beş tane yaygın olarak kullanılan eşik fonksiyonu vardır. Bunlar lineer, rampa, basamak, sigmoid ve tanh(x) fonksiyonlarıdır. Lineer fonksiyonun denklemi aşağıdaki gibidir.



Şekil: 2.5 Lineer Fonksiyon

$$f(x) = \alpha \cdot x$$

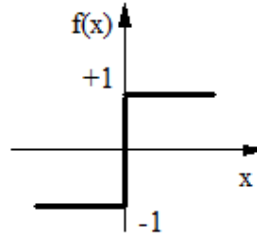
$\alpha$  işlem elemanının  $x$  aktivitesini ayarlayan reel değerli bir sabittir. Lineer fonksiyon  $(-\tau, +\tau)$  sınırları arasında kısıtlandığında Şekil 'deki rampa eşik fonksiyonu olur ve denklemi;



Şekil: 2.6 Rampa Fonksiyonu

$$f(x) = \begin{cases} +\tau & : \text{Eğer } x \geq \tau \text{ ise} \\ x & : \text{Eğer } |x| < \tau \text{ ise (yani } -\tau < x < \tau) \\ -\tau & : \text{Eğer } x \leq -\tau \text{ ise} \end{cases}$$

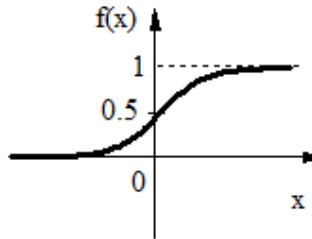
şeklini alır.  $+\tau$  /  $-\tau$  işlem elemanının maksimumu (minimumu) çoğu zaman doyma seviyesi olarak adlandırılan çıkış değeridir. Eğer eşik fonksiyonu bir giriş işaretine bağlı ise yaydığı  $+\tau$  giriş toplamı pozitif, bağlı değilse eşik basamak fonksiyonu  $|\delta|$  olarak adlandırılır. Basamak eşik fonksiyonunun denklemini;



Şekil: 2.7 Basamak Fonksiyonu

$$f(x) = \begin{cases} +\tau & : \text{Eğer } x > 0 \text{ ise} \\ -\delta & : \text{Diğer durumlar} \end{cases}$$

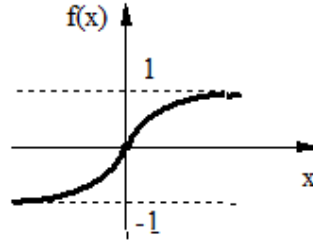
şeklinindedir. Diğer bir eşik fonksiyonu ise sigmoid fonksiyonudur ve bu tez çalışmasında eşik fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Yatık S biçimindeki sigmoid fonksiyonu; seviyeli, doğrusal olmayan(non-linear) çıkış veren, sınırlı, monoton artan bir fonksiyondur ve denklemini;



Şekil: 2.8 Sigmoid Fonksiyonu

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

biçimindedir. Son olarak ise  $\tanh(x)$  fonksiyonunun denklemini;



Şekil 2.9: Tanh(x) Fonksiyonu

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1}$$

şeklindedir. Her işlem elemanı kendisine gelen bir yerel veriye göre, kendisini ayarlayarak bütün YSA'nın bilgi bölgesini öğrenmesini sağlar. Yukarıdaki transfer fonksiyonlarını kullanabilmek için, giriş verilerinin gerçek değerlerinin "0" ile "1" arasındaki bir reel sayıya dönüştürülmesi (normalizasyon) gerekir.

### 3. YSA'DA EĞİTME ve ÖĞRENME

#### 3.1 Giriş

YSA bir problemi çözerken ona göre programlanmasa da o problemi çözmeyi öğrenebilir. Eğitim ve öğrenme tüm sinir ağlarının temelidir. Öğrenme, ağdaki nöron sayısının değişmesi değil nöronlar arasındaki bağlantı ağırlıklarının değiştirilmesiyle sağlanır. Nöronun gelen işarete doğru cevap vermesinde en önemli eleman bağlantı ağırlıklarıdır. Doğru ağırlık değeri öğrenme kuralı ile belirlenir. Öğrenme kuralı bir işlem elemanın örnekleri gördükçe kazandığı tecrübeye göre, ilgili bağlantı ağırlıklarını nasıl değiştireceğini belirleyen algoritmalarıdır. Eğitim, ağırlık öğrenmesi için bir işlemdir. Öğrenme ise eğitim işleminin neticesidir.

#### 3.2 Öğreticili Eğitim (supervised training)

Dışarıdan bir eğitici tarafından ağa müdahale edilir. Eğitici sinir ağının ilgili girdi için üretmesi gereken sonucu sinir ağı sistemine verir. Sinir ağına giriş ve çıkış ikilisinden oluşan örnekler sunulur. Ağ girdi kısmını alır ve o anki bağlantı ağırlıklarının temsil ettiği bilgi ile bir çıktı oluşturur. Bu çıktı olması gereken çıktı ile mukayese edilir ve aradaki hata tekrar ağa aktarılarak ağırlıklar bu hatayı azaltacak şekilde değiştirilir.

#### 3.3 Skor ile eğitim (graded training)

Öğreticili eğitmenin bir benzeridir. Fakat girilen çıkış değerine istenen çıkışı vermek yerine sonuç için bir değerlendirmede bulunur. Çıkış durumuna göre, "başarılı", "başarısız" gibi değerlendirmelerle geri besleme bilgisi verilmez. Ağ giriş işaretine göre kendini organize eder. Kontrol uygulamaları için çok faydalıdır.

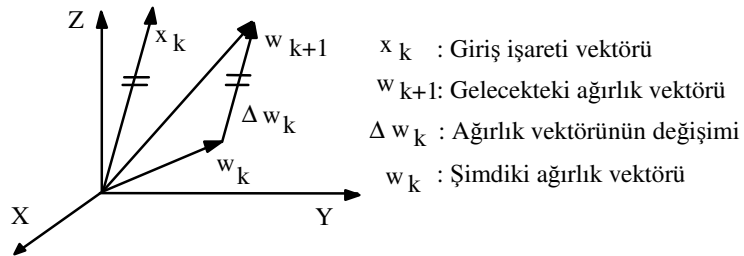
#### 3.4 Öğreticisiz Eğitim (unsupervised training)

Ağa giriş bilgisi ile ilgili örnekler verilir ve geri besleme bilgisi verilmez. Giriş verileri gruplandırılarak eğitildikten sonra herhangi bir girişin eğitim sınıflarından

hangi sınıfa ait olduğunu gösterebilir. Kendini düzenleyen ağ, giriş işaretine göre kendini düzenleyerek organize eder. Buda insanların daha önce görmedikleri bir şey hakkında geçmişteki tecrübelerinden faydalanarak bir tahminde bulunmasıdır. Bu eğitime sınıflandırma ve şekil tanıma problemlerine uygulanabilir.

### 3.5 Ağırlık Uzayı

YSA'da öğrenme işlemi, işlem elemanlarının bağlantı ağırlıkları değiştirilerek sağlanır. Bu ağırlıkların ağ modeline göre değiştirilmesi esastır. Her bir işlem elemanın "n" adet gerçek ağırlığı ve N adet işlem elemanı olduğu düşünülür. Ağırlık vektörü  $N \times n$  boyutlu uzayda yayılır.



Şekil: 3.1 Üç boyutlu uzayda ağırlık vektörünün değişimi

Hata değişimini inceleyen iki değişik kural vardır. Bunlar; hata düzeltme kuralları ve gradyan kurallarıdır. Hata düzeltme kuralları; her bir giriş örneğinde ağırlıkları yenileyerek çıktı hatasını en aza indirmeye çalışırlar. Gradyan kurallarında ise, ağırlıklar yeniden ayarlanarak ortalama karesel hata (mean square error) en aza indirilmeye çalışılır.

Ağırlık vektörü ile çalışın YSA da önemli noktalardan birisi, bir öğrenme kuralı geliştirip, bilgi bölgesi kullanarak, eşik fonksiyonu ile ağırlık vektörü "w" yi, istenilen YSA performansını verecek noktaya yöneltmektir. Genellikle öğrenme kuralı için bir performans ya da maliyet fonksiyonu tanımlanır. Minimizasyon veya maksimizasyon ile "w" vektörü bulunur. Bir performans çeşidi olarak bilinen, karesel ortalama hata (mean squared error, MSE) şu şekilde tanımlanır.

$$MSE = \frac{\sum (d-o)^2}{n}$$

Amaç, hatayı küçültmeye çalışmaktır. Burada;

d = istenen çıkış değeri (desired value)

o: üretilen çıkış değeri n: örüntü sayısı

### 3.6 Bellek ve Genelleme

YSA'da bilgi saklama şekli önemlidir. Bellek, birçok yerel bellek (local memory) oluşturarak dağıtılırlar. Bunlar bağlı oldukları ağırlıklardır ve ağın o anki durumunu verir. YSA belleğinin yapısı eksik ve anlaşılmayan türde olsa bile anlamlı bir çıkış üretir. Bu kurala “genelleme” denilir. Çıkışın mantıklı olması ağın tipine ve karmaşıklığına bağlıdır.

### 3.7 Hata Toleransı

Normal sistemlerde az bir değişiklikle bile sistemden cevap alınamaz fakat YSA'da veriler eksik olsa bile iyi eğitilmiş bir ağda karar verme devam eder. YSA paralel dağıtılmış parametrelili bir sistem olduğundan her bir işlem izole edilmiş gibi davranır. Yapısal bozukluktan dolayı hiçbir zaman sistem durma eğilimi göstermez. Sistemin hataya karşı toleranslı olması bilgilerin bir yerde değil dağıtık olarak saklanmasından kaynaklanıyor.

### 3.8 Non-Linear ve Paralellik

Matematiksel olarak çözülmesi zor işlemler YSA ile çözümlenir. YSA'nın yapısı paralellığe sahip olduğu için birbirinden bağımsız işlemleri aynı anda hızlıca yürütebilir.

### 3.9 Öğrenme Stratejileri

Genel anlamda sinir ağırlıkları her an için güncellenebileceğinden genel güncelleme ifadesi aşağıdaki gibi verilebilir.

$$w(n+1) = w(n) + \Delta w(n)$$

Bir sonraki adım

Burada  $\Delta w(n)$ ,  $n$  anında bulunan  $w(n)$  ağırlığına (parametrelerine) ilave edilecek hata düzeltme artırımıdır.  $\Delta w'$  nin nasıl belirleneceği öğrenme yöntemini (öğrenme algoritmasını) verir.

Genellikle bir hata fonksiyonu tanımlanarak bu hataya göre bir ölçüt düşünülür. Bu ölçüte değer fonksiyonu (performans indeksi, performans ölçütü veya performans kriteri) adı verilir<sup>36</sup>.

Amaç; bu ölçütü, sinir ağı parametrelerine göre en küçük yapan parametreleri bulmaktır.

### 3.10 Perceptron

Perceptron ağı ilk olarak 1943 yılında Mc Culloch ve Pitts tarafından ortaya atılmış ve 1960'larda sinir ağları olarak F.Rosentblatt tarafından önerilmiştir. En basit yapay sinir ağı örneği tek katmanlı ve tek sinirli perceptrondur. Bu yapay sinir ağlarının birden fazla girişi ve tek bir çıkışı mevcuttur. Çıkış değeri artı bir veya eksi bir olarak değerlendirilir. Perceptronlar genellikle nesnelere iki ayrı sınıfa ayırmak için kullanılmıştır.

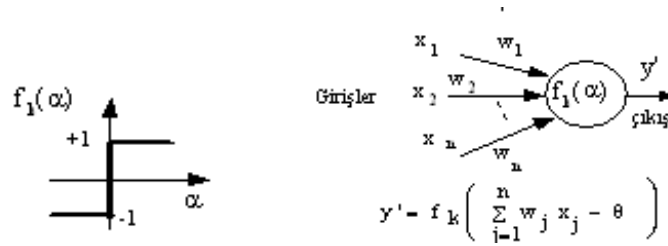
Daha sonra 1960 yıllarında F. Rosenblatt yukarıdaki ağ tipini biraz daha geliştirmiştir. Fakat Minsky ve Papert, bu tek katmanlı perceptronun XOR işlemini gerçekleştiremediğini ispatlamışlardır. Şekil 2.11 ve 2.12'den anlaşılacağı gibi 0'ların bir tarafta, 1'lerin bir tarafta ayrılacağı şekilde bir bölge oluşmamaktadır. XOR gibi 3 veya daha fazla sınıfa ihtiyaç duyulan problemleri çözmek için yapılması gereken işlem ise YSA ya yeni katmanlar eklemektir. Eşik bağlarıyla oluşturulan karar bölgesi şeklinin karmaşıklığı, sadece eklenmiş olan katmanların sayısı ile sınırlıdır. Şekil 2.13'de gösterildiği gibi içbükey ayrılabilir fonksiyonlar gerçekleştirilebilir<sup>37</sup>.

---

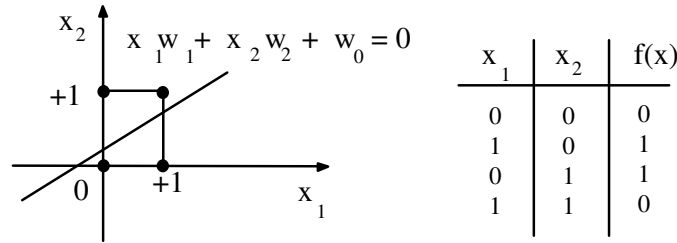
<sup>36</sup> Becerikli Y. , Ders Notları,2007

<sup>37</sup> Pao, Y.H. 1989. Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks, Addison-Wesley Publishing Co., Reading, Mass.




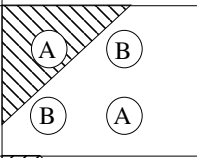
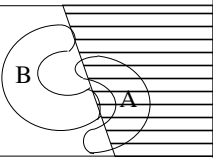
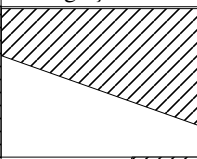
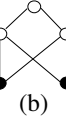
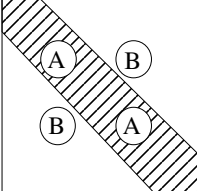
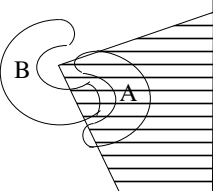
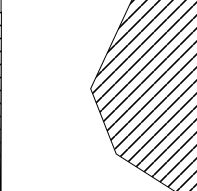

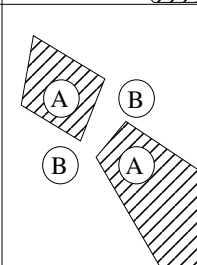
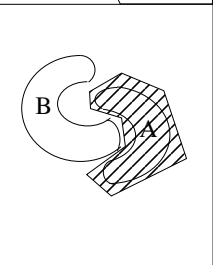
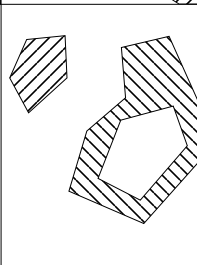


Şekil: 3.2 Tek katmanlı perceptron



Şekil: 3.3 Lineer ayrılabilirliğin gösterimi

Şekil 3.4'de tek ve çok katmanlı perceptronların sınırlayabileceği (ayırabileceği) karar bölgeleri görülmektedir. Taranmış bölgeler A sınıfına ait karar bölgelerini göstermektedir. Tek katmanlı perceptron, bir düzlemi ikiye ayıran karar bölgeleri oluşturur. İki katmanlı bir perceptron, açık ve kapalı konveks bölgeler oluşturabilir. Üç katmanlı perceptron ise, keyfi derecelerde kompleks karar bölgelerini ayırabilir. Buradan anlaşılmaktadır ki; perceptron gibi ileri yayımlı ağlarda, iki adet gizli katmandan fazlasına gerek yoktur.

Yapı	Karar bölgeleri tipi	XOR problemi	Bölgelere dayalı sınıflar	En iyi ayırdığı bölge şekilleri
Tek katman  (a)	Doğrusal ayrıştırabilir, XOR işlevini gerçekleyemez			
İki katman  (b)	Rastgele bölgeler Konveks açık veya kapalı bölgeler			
Üç katman  (c)	Komplekslik derecesi düğüm sayısına bağlı olarak sınırlıdır			

Şekil: 3.4 Tek katmanlı perceptron ile iki ve üç katmanlı bulunan çok katmanlı perceptronların sınırlayabileceği karar bölgeleri (Lippmann 1987)

Üç katmanlı perceptronlarda (giriş katmanı dahil değil) kullanılacak düğüm sayılarının belirlenmesine gelince; karar bölgeleri arasında bağlantı yoksa veya bu bölgeler bir konveks alan ile oluşturulamıyorsa, ikinci katmandaki düğüm sayısı bir'den büyük olmalıdır. En kompleks durum için, ikinci katmandaki düğümlerin sayısı, giriş dağılımlarındaki ayrı bölgelerin sayısı kadar olmalıdır. Benzer şekilde birinci katmandaki düğüm sayıları da her bir ikinci katman düğümünce oluşturulan her bir konveks bölge için üç veya daha fazla kenar sağlanacak şekilde yeterli sayıda olmalıdır. Bununla beraber, Gutierrez ve arkadaşları, değişik perceptron ağlarının ihtiyacı olan düğüm sayıları hakkında araştırma yapmışlar ve çok fazla düğümün de, çok az sayıda olduğu gibi zararlı etkisi olduğunu bulmuşlardır<sup>38</sup>. Tek katmanlı perceptron uygulanan her eğitim seti modelinin en önemli özelliği, lineer biçimde dağılmak zorunda olmasıdır. Eğer bu doğrudur; Rosenblatt, perceptron ağının kararlı olacağını göstermiştir (Örneğin ağırlıklar iterasyonla yakınsar).

<sup>38</sup> Gutierrez, W. J., Grandin, R.D. 1989. Estimating hidden units for two layer perceptrons. Proc. of the 1st Int.Conf. on Artificial Neural Networks, London, U.K., October, 120-124.

### 3.11 Çok katmanlı perceptron(Multi-Layer Perceptron)

Çok katmanlı perceptron giriş ve çıkış katmanları arasında birden fazla katmanın kullanıldığı ileri yayımlı (feed-forward) YSA sistemidir. Gizli katman (hidden layer) olarak isimlendirilen bu ara katmanlarda, düğümleri giriş ve çıkış katmanlarına doğrudan bağlı olmayan işlem elemanları vardır. Çok katmanlı perceptronlar, tek katmanlı perceptronlara ait sınırlamaların birçoğunu ortadan kaldırmalarına rağmen, önceleri etkin eğitime algoritmalarının mevcut olmamasından ötürü uygulamaları yaygın değildi. Ancak yeni eğitime algoritmalarının geliştirilmesi ile bu durum değişmiştir<sup>39</sup>.

Çok katmanlı ağlarda, veriler giriş katmanı tarafından kabul edilirler. Ağ içinde yapılan işlemler sonucunda çıkış katmanında oluşan sonuç değer, istenen cevap ile karşılaştırılır. Bulunan cevap ile istenen cevap arasında herhangi bir ayrılık varsa, ağırlıklar bu farkı azaltacak şekilde yeniden düzenlenir. Girişteki değer, ağırlıklar uygun noktaya ulaşana kadar değişmez. Hesaplanan çıkışlar, istenilen cevaplarla karşılaştırılarak sonuçta gerekirse hata belirtilir. Hata işareti gizli işlem elemanlarından çıkış birimine olan ağırlıkları değiştirmekte kullanılır. Ama bunu yaparken giriş katmanından gizli katmana gelenin değiştirilip değiştirilemediğini düşünmek gerekir. Gizli birimlerden ne tür bir çıkış istendiği bilinmeyeceği için gizli birimlerin çıkışında hata işareti verilmesi kolay bir şey değildir. Bunun yerine her birimin çıkış biriminin hatalarına olan etkisi bilinmelidir. Bu ise hatalı birim için gizli birime bağlı olan çıkış birimlerinin hata işaretlerinin toplamı alınarak yapılır.

Çok sayıda gizli katmana sahip sistemlerde, her sistemin hata işaretleri, bir önceki katmanın düzeltilmiş işlemlerinden çıkartılarak işlem tekrarlanır. Sonuç olarak, ağırlık düzeltme işlemi çıkış seviyesine bağlı ağırlıklardan başlar ve işlem ters yönde, giriş seviyesine varana kadar devam eder. Sonuçta sistem hatalar yapar, ama bu hatalardan bir şeyler öğrenip isteneni bulana kadar işleme devam eder. Bu

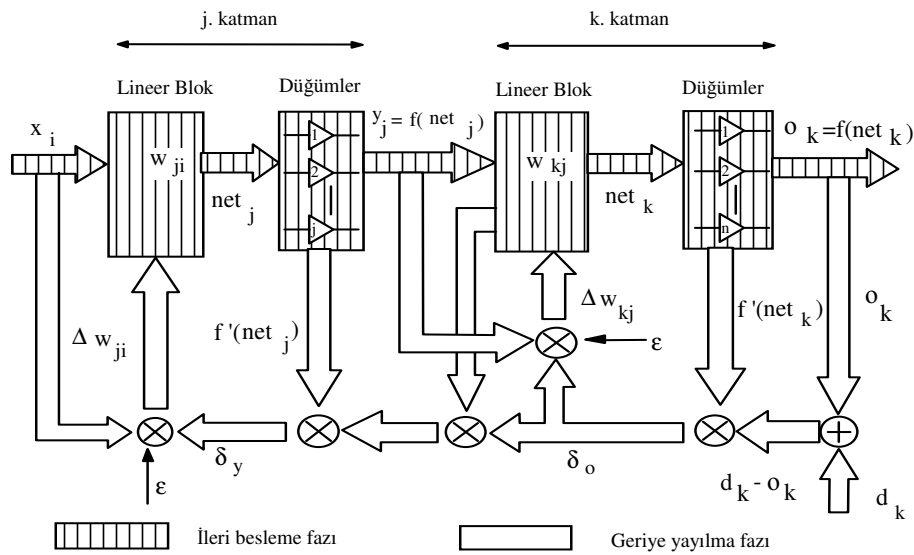
---

<sup>39</sup> Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J. 1986. "Learning Internal Representations by Error Propagation", MIT Press, Cambridge, MA.

yönteme “hatanın geriye yayılması algoritması” (back-propagation algorithm) denilir<sup>40</sup>.

### 3.12 Hatanın geriye yayılması algoritması ve genelleştirilmiş delta kuralı

Hatanın geriye yayılması eğitime algoritması, çok katmanlı, ileri yayımlı bir perceptrondan elde edilen çıkışlar ile elde edilen hedef çıkışlar arasındaki hataların karesinin ortalamasını minimum yapmak için geliştirilmiş iteratif bir gradyan algoritmasıdır ve eğitime işlemi için genelleştirilmiş delta kuralını (Generalized Delta Rule) kullanır (Şekil 3.5).



Şekil: 3.5 Hatanın geriye yayılması algoritmasının blok diyagramı

Şekil 3.5’de mimarisi gösterilen algoritma, ana hatlarıyla şöyledir: Ağ mimarisi tanımlanır ve ağırlıklar bazı rastgele küçük sayılar ile başlatılarak, ağa ilk giriş sunulur. Burada m-boyutlu giriş örüntüleri girildiğinde;  $x_i = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$  dir. Benzer şekilde istenilen n-boyutlu çıkış örüntülerini ise;  $d_k = [d_1, d_2, \dots, d_n]^T$

<sup>40</sup> Rumelhart, D.E., McClelland, J.L., PDP Research Group 1986.

belirtir.  $x_i$  değerleri  $i$  katmanındaki nöronların çıkış değerleri ise,  $j$  katmanındaki bir nörona gelecek olan toplam giriş,

$$\text{net}_j = \sum_{i=1}^m w_{ji} \cdot x_i \quad (\text{i. düğümünden j. düğüme}) \quad (3.8)$$

olur. Gizli katmandaki  $j$  nöronunun çıkışı (transfer fonksiyonu çıkışı);

$$y_j = f_j(\text{net}_j), \quad j=1,2,\dots,J \quad (3.9)$$

dir ve burada  $f_j$  transfer fonksiyonudur. Çıkış katmanındaki  $k$  nöronuna gelecek olan toplam giriş ise,

$$\text{net}_k = \sum_{j=1}^J w_{kj} \cdot y_j \quad (3.10)$$

dir. Yine çıkış katmanındaki bir  $k$  nöronun lineer olmayan çıkışı;

$$o_k = f_k(\text{net}_k), \quad k = 1, 2, \dots, n \quad \text{olur.} \quad (3.11)$$

Ağdan elde edilen çıkış, asıl çıkış ile karşılaştırılır ve  $e_k$  hatası aşağıdaki gibi hesaplanır;

$$e_k = (d_k - o_k) \quad (3.12)$$

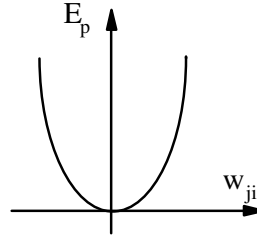
Burada  $d_k$  ve  $o_k$  sırasıyla çıkış katmanındaki herhangi bir  $k$  nöronunun hedef (istenilen) ve ağdan elde edilen (asıl) çıkışlardır. Dikkat edilmesi gereken husus, böyle bir karşılaştırmanın sadece ağın çıkış katmanı için mümkün olmasıdır. Böylece çıkış katmanıyla olan bağlar için ağırlık ayarlaması öncelikle göz önüne alınır. Her bir örüntü (pattern) için toplam karesel hata;

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - o_k)^2 \quad (3.13)$$

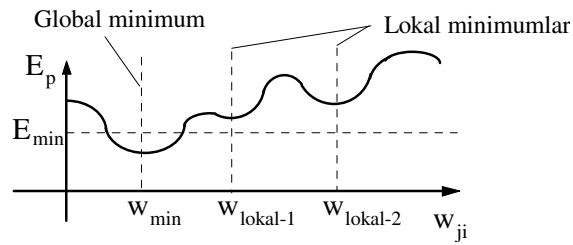
olur. Hata fonksiyonu Şekil 3.13 ve 14'de gösterildiği gibidir. Gizli katman olduğu zaman; hata düzeyi Şekil 3.13'de olduğu gibi sadece bir minimumdan oluşmaz, Şekil 2.14'deki gibi çeşitli minimumlar oluşur. Bu minimumlar lokal ve global olarak sınıflandırılırlar. Lokal minimumlar birden fazla olabilir. Global minimum, hatanın en küçük olduğu minimumdur. Öğrenme sırasında global minimuma ulaşmak amaçlanır.

Ağırlıkların değişimi;

$$\Delta w_{kj} = -\epsilon \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (3.14)$$



Şekil: 3.6 Gizli katmanı olmayan ağına hata fonksiyonu



Şekil: 3.7 Gizli katmana ait ağına hata fonksiyonu

Burada  $\epsilon$ , öğrenme oranı katsayısı adı verilen küçük değerde pozitif bir sayıdır (çoğunlukla 0.01 ile 0.9 arasında seçilir). Bu öğrenme oranı, bir sayısal optimizasyon algoritmasındaki adım boyutu parametresine benzemektedir. (3.14)'de eşitliğin sağ tarafı açılırsa (Rumelhart ve ark.1986), şu sonuç elde edilir:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} \quad (3.15)$$

$$\frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial}{\partial w_{kj}} \sum_j w_{kj} \cdot y_j = \sum_j \frac{\partial w_{kj} \cdot y_j}{\partial w_{kj}} = y_j \quad (3.16)$$

Amaç, uygun  $w$  seçimiyle,  $E = \sum_p E_p$  toplam hatayı yeterince küçük yapmaktır. Bu amacı gerçekleştirmek için, bir  $p \in P$  örüntüsü artarda ve rastgele biçimde seçilir.  $k$ . nöronda oluşan ve “delta” adı verilen hata işareti,

$$\delta_o = -\frac{\partial E}{\partial \text{net}_k} \quad (3.17)$$

(3.16) ve (3.17)'yi (3.15)'de yerine konulursa,

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = -\delta_o \cdot y_j \quad (3.18)$$

ve, (3.18) ifadesi (3.14)'de yerine konulursa,

$$\Delta w_{kj} = \epsilon \delta_o y_j \quad (3.19)$$

elde edilir.  $E_p$  değerini düşürmek demek, ağırlığı  $\delta_o y_j$  'ye bağlı olarak değiştirmek demektir. Buna “Delta kuralı” denir. Önceki gizli katmandaki tüm nöronlar ile çıkış katmanındaki k. nöron arasındaki bağ mukavemetleri, (3.19)'deki  $\Delta w_{kj}$  miktarı ile ayarlanır. (3.17) denklemini kısmi türevlerine ayrılırsa,

$$\delta_o = -\frac{\partial E}{\partial \text{net}_k} = -\frac{\partial E}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial \text{net}_k} \quad (3.20)$$

$$\frac{\partial E}{\partial o_k} = -(d_k - o_k) \quad (3.21)$$

olup; k. nöron çıkışının lokal hatasını verir.

$$\frac{\partial o_k}{\partial \text{net}_k} = f'_k(\text{net}_k) \quad (3.22)$$

Son iki formül (3.20)'de yerine konulursa,

$$\delta_o = (d_k - o_k) f'_k(\text{net}_k) \quad (3.23)$$

bulunur. Bu son terim (3.19)'de yerine konulduğunda k nöronu için;

$$\Delta w_{kj} = \epsilon (d_k - o_k) f'_k(\text{net}_k) y_j \quad (3.24)$$

olur. Eğer ağırlıklar çıkış nöronlarını doğrudan etkilemiyorsa (arada gizli katman varsa), (3.19)'e benzer biçimde delta kuralı bu gizli katman için de şu şekilde uygulanır.

$$\begin{aligned}\Delta w_{ji} &= -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \\ &= -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}} = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial net_j} x_i\end{aligned}\quad (3.25)$$

$$\begin{aligned}&= -\varepsilon \left( -\frac{\partial E}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial net_j} \right) x_i = \varepsilon \left( \frac{\partial E}{\partial y_j} \right) f'_j(net_j) x_i \\ \Delta w_{ji} &= \varepsilon \delta_y x_i\end{aligned}\quad (3.26)$$

Bununla birlikte,  $\partial E / \partial y_j$  faktörü doğrudan geliştirilemez. Özel olarak çıkış katmanına etkisi,

$$-\frac{\partial E}{\partial y_j} = -\sum_k \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial y_j} = \sum_k \left( -\frac{\partial E}{\partial net_k} \right) \frac{\partial}{\partial y_j} \sum_m w_{km} y_j = \sum_k \left( -\frac{\partial E}{\partial net_k} \right) w_{kj} = \sum_k \delta_o w_{kj}$$

şeklinde bulunur. Bu durumda;

$$\delta_y = f'_j(net_j) \sum_k \delta_o w_{kj}\quad (3.27)$$

olur. Kısaca özetlenecek olursa; (3.26) formülü şayet j. nöron, çıkış katmanı nöronuysa (3.23)'e benzer biçimde,

$$\delta_y = (d_y - o_y) f'_j(net_j)\quad (3.28)$$

olur. Eğer j nöronları gizli katmana ait nöronlar ise, o zaman (3.18) denklemi kullanılır. Transfer (eşik) fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonu kullanıldığında,

$$f(net_j) = y_j = \frac{1}{1 + e^{-net_j}}\quad (3.29)$$

olur. Bu ifadenin türevi alınıp, gerekli sadeleştirme yapıldığında,

$$f'(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}} \frac{1 + e^{-net_j} - 1}{1 + e^{-net_j}}\quad (3.30)$$



$$\frac{\partial y_j}{\partial \text{net}_j} = y_j(1 - y_j) \quad (3.31)$$

bulunur. Benzer işlem k katmanı için de yapılırsa;

$$\frac{\partial o_k}{\partial \text{net}_k} = f'_k(\text{net}_k) = o_k(1 - o_k) \quad (3.32)$$

elde edilir. (3.32) denklemini (3.23)'de, (3.31) denklemini de (3.27)'de yerine konursa, (3.23) ve (3.27)'daki delta ifadeleri aşağıdaki gibi olur. ( $\delta_o$  çıkış katmanı,  $\delta_y$ : gizli katman elemanları içindir);

$$\delta_o = (d_k - o_k)o_k(1 - o_k) \quad (3.33)$$

$$\delta_y = y_j(1 - y_j) \sum_k \delta_o w_{kj} \quad (3.34)$$

$w_{ji}$  yi öğrenme durumunda her eğitme örüntüsünün seti için  $\Delta w_{ij}$  yi hesaplamak gerekir. Öğrenme oranı  $\epsilon$ , hızlı öğrenmeyi sağlar; fakat dalgalanmalara sebep olabilir. Rumelhart ve McClelland (1986), (3.24) ve (3.26) ifadelerine bir tür momentum terimi dahil ederek bir değişim öngörmüşlerdir. Bu durumda;

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \epsilon \delta_y x_i + \alpha \Delta w_{ji}(n) \quad (3.35)$$

$$\Delta w_{kj}(n+1) = \epsilon \delta_o y_j + \alpha \Delta w_{kj}(n) \quad (3.36)$$

olarak yazılabilir. Burada n, öğrenme döngülerinin (iterasyon) sayısını gösterir. Momentum terimi olan  $\alpha$ , küçük değerde pozitif bir sayıdır<sup>41</sup>.

### 3.13 Öğrenme ve Momentum Katsayıları

YSA ile ilgili bir başka sorun da, düzgün bir öğrenme katsayısının ( $\epsilon$ ) ayarlanmasıdır. Ağırlıkları çok yüksek tutmak davranışın bozulmasına sebep olabilir. Öğrenme katsayısını böyle bir davranışı önlemek için küçük tutmak gereklidir. Öğrenme katsayısı,  $0.01 < \epsilon < 10$  aralığında seçilen sabit bir sayıdır.

<sup>41</sup> Karlık, Ders Notları,2007-2008

Öte yandan, çok küçük bir öğrenme oranında, öğrenme işleminin yavaşlamasına yol açar.

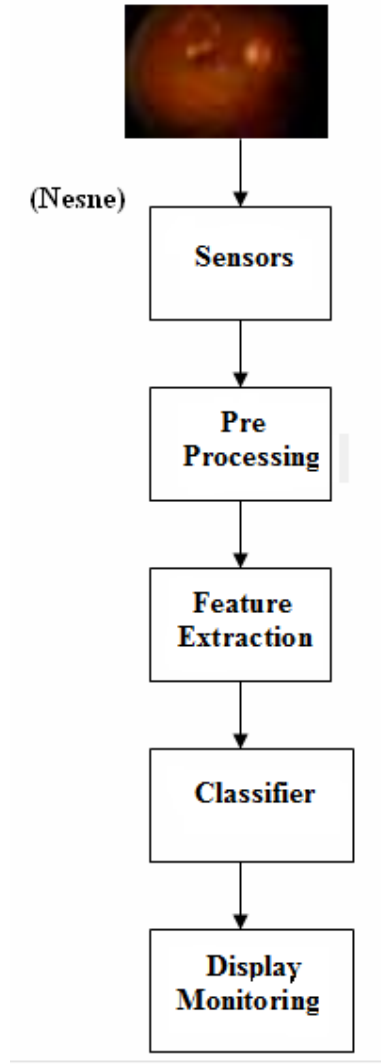
Momentum ( $\alpha$ ) fikri bu noktadan hareketle ortaya atılmıştır. Momentum mevcut delta ağırlığı üzerinden önceki delta ağırlığının belirli bir kısmını besler. Böylece daha düşük öğrenme katsayısı ile daha hızlı öğrenme elde edilir. Momentum katsayısı genellikle  $0 < \alpha < 1$  aralığında değişen bir sayıdır.

Hatanın geriye yayılması algoritması genellikle iyi bir performans göstermesine rağmen; bu algoritma, bir gradyan arama tekniği olduğu için, global minimum yerine, en küçük kareler (Least Mean Square) fonksiyonunun bir lokal minimumunu bulabilmektedir. Performansı artırmak ve lokal minimum problemini azaltmak için; gizli düğümler ilave edilmesi, ağırlıkların ayarlanması için kullanılan öğrenme katsayısının azaltılması ve farklı rastgele ağırlık setlerinden başlayarak birçok defa eğitme işleminin tekrarlanması öneriler arasındadır <sup>42</sup>.

---

<sup>42</sup> Karlık B., 1994, "Myoelectric Control of Multifunction Prosthesis Using Neural Networks", Yıldız Technical University, PhD, Thesis, Istanbul, Turkey

#### 4. Yapay Sinir Ağı İle Retinada Hastalık Teşhisinin Uygulanması



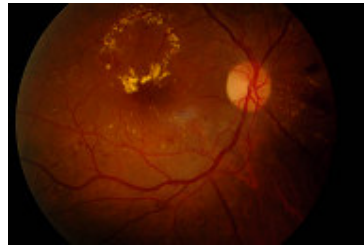
Şekil: 4.1 Örüntünün Sınıflandırılması

Retinanın algılayıcılar (fotoğraf makinası, sensör, CCP, işaret) tarafından elde edilerek, birçok ön-işlemden (dc-seviye, filtre, iyileştirme, edge detection) geçirilerek öz-nitelik vektörü çıkartılır. Çıkan bu özellikler bir

sınıflandırıcı (YSA, Fuzzy classifier, Bayesian) tarafından sınıflandırılır. En son olarak da ekrana iletir. Şekil de örüntünün sınıflandırma aşamaları grafiksel olarak gösterilmiştir.

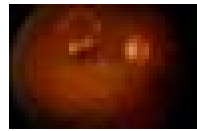
#### 4.1 Retinanın Elde Edilmesi

Uygulamada kullanılacak retina resimleri Şişli Etfal Hastanesindeki doktor tarafından verilmiştir. Bu resimler Nikon D200 ile çekilmiş olup ortalama 3872 x 2592 24bit RGB dir.



Şekil: 4.2 Retinanın normal boyutu

Matlab'ın re-size özelliği kullanılarak normal retinanın boyutları 25x16 lık matris boyutuna düşürülür.



Şekil: 4.3 Re-size edilmiş retina

Re-size edilmiş retinalar Matlab programında rgb (red, green, blue) gri seviyeye (gray level) çevrilir<sup>43</sup>.



Şekil: 4.4 Gray level retina

<sup>43</sup> Alasdair McAndrew, An Introduction to Digital Image Processing with Matlab Notes for SCM2511 Image Processing 1, Page 31-32, Semester 1, 2004

## 4.2 Öznitelik Çıkarma (Feature Extraction)

Örüntüye ait özelliklerin vektör olarak elde edilmesine öznitelik çıkarımı denir. Birçok öznitelik vektörü çıkarma yöntemi vardır. Bunlar örüntüye en uygun olanına göre kullanılır.

- Zaman serileri analizi (Time Series Analysis)
- Fourier dönüşümü
- Ayrık Kosinüs Dönüşümü (Discrete Cosine Transform)
- Discrete Wavelet Transform (Ayrık Dalgacık Dönüşümü)

### 4.2.1 Discrete Wavelet Transform (Ayrık Dalgacık Dönüşümü)

Görüntü işleme için frekans ortamında yapılan filtreleme Fourier Dönüşümü kullanılarak gerçekleştirilir. Fourier Dönüşümü bir görüntüyü sinüs ve kosinüs parçalarına ayırmak için kullanılan önemli bir görüntü işleme aracıdır. Fourier açılımındaki en büyük dezavantaj sadece frekans verisinin olması fakat zaman bilgisini içermemesidir. Bu nedenle bir görüntüde gerek duyulan bütün frekanslar gösterilebilmekte fakat bu frekans değerlerinin ne zaman elde edildiği belirtilememektedir.

Bu problemi çözmek için geçmiş yıllarda zaman ve frekans bilgisini aynı anda gösteren çeşitli çözümler üretilmiştir. Bu probleme bulunan en son çözüm ise dalgacık dönüşüm tekniğinin kullanılmasıdır.

Dalgacık, bölümlenme (decomposition) tekniklerine dayanan sinyal işlemeden türetilmiştir. Dalgacık dönüşüm tekniğinin arkasındaki fikir; sinyali çeşitli bölümlere ayırmak ve ayrı ayrı analiz etmektir. Bir sinyalin bu şekilde analiz edilmesi ile o sinyaldeki frekansların ne zaman ve nerede oluştuğuna dair daha fazla bilgi alınabileceği açıktır. Dalgacık dönüşümü zaman ve frekans gösterimini destekler.

Dalgacıklar, veri veya fonksiyonların gösteriminde kullanılan belirli matematiksel gereksinimleri karşılayan fonksiyonlardır. Bir sinyaldeki özelliklerin belirlenmesi

için gerekli olan zaman ve frekans verilerini içermesi ve çoklu-çözünürlük analizine dayanması dalgacık kullanımının en önemli sebepleridir.

Görüntü işleme (özellikle sıkıştırma) amaçlı kullanılan Ayrık Dalgacık Dönüşümünde ise, sinyali analiz etmek için farklı frekanslar kullanılır. Sinyal yüksek frekansı analiz etmek için bir dizi yüksek geçiren filtreden geçirilir, daha sonra alçak frekansı incelemek için bir dizi alçak geçiren filtreden geçirilir. Görüntüler iki boyutlu veriler olduğu için görüntü sıkıştırma işleminde 2D Ayrık Dalgacık Dönüşümü (DWT) kullanılır. 2D Ayrık Dalgacık Dönüşümünde veri ilk önce satırların sonra da sütunların dönüşümü yapılabilecek şekilde ayrılabilir bir dönüşümdür.

Bu tezde DWT (Discrete Wavelet Transform) ile öznelik vektörü elde edilmiştir. Matlab'ın Wavelet toolbox ından yararlanılarak retina resmine alçak geçiren ve yüksek geçiren filtre uygulanmıştır <sup>44</sup>.

Syntax :  $[cA, cH, cV, cD] = \text{dwt2}(X, 'wname')$   
 $[cA, cH, cV, cD] = \text{dwt2}(X, Lo\_D, Hi\_D)$

Dwt2 ile iki boyutlu dalgacık dönüşümü yapılırken ayrıntılar bu isimde (X,'wname') veya dalgacığın ayrıştırıcı filtrelerinde (X,Lo\_D,Hi\_D) belirtilir.

$[cA, cH, cV, cD] = \text{dwt2}(X, 'wname')$

cA da tahmini bir katsayı hesaplar, ayrıntılı olarak cH' da yatay, cV' de dikey, cD' de köşegen matrisi elde edilir.  $[cA, cH, cV, cD] = \text{dwt2}(X, 'wname')$  daha sonra elde edilen matrislere Lo\_D low\_pass filter (alçak geçiren filtre) ve Hi\_D high\_pass filter (yüksek geçiren filtre) uygulanarak iki boyutlu dalgacığın dönüşümü elde edilmiş olur.

25x16 lık matris iki boyutlu dalgacık dönüşümü yapıldıktan sonra 8x13 lük matrise dönüşmüştür. Normalize edilmeden önceki matris örneği;

---

<sup>44</sup> R. Gonzalez and R. Woods. Digital Image Processing. Addison-Wesley Press, 1993.

```

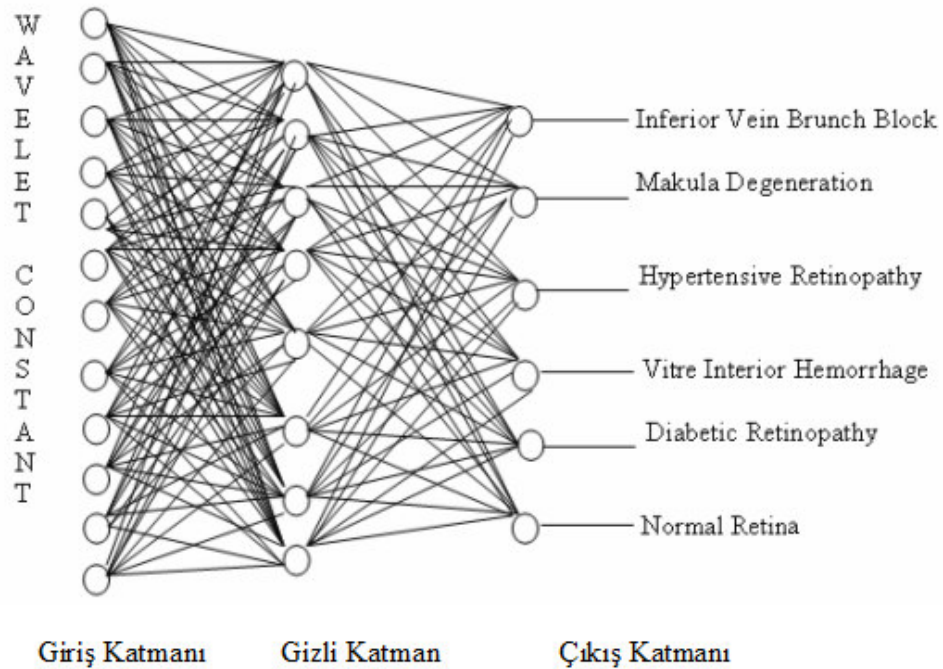
0 1.5 13.5 81 251 315.5 306 297 311.5 320 317 304 299.5
2.5 13.5 46.5 221 287 315 303.5 304 313.5 322 324 320 316
14 31.5 180 275 303 314 320.5 336 323 324.5 326 328 327
31.5 109 292 333.5 342 341 355.5 369.5 352 345 341 343.5
39.5 202.5 350.5 371 367 360 402.5 419.5 393.5 365.5 362.5
48.5 197.5 367 414 372 369 434 431 430 388.5 379.5 398 385.5
70.5 253.5 400.5 422 378 351 408 441.5 416 408.5 401 408 411
101 305 396 407 364.5 347.5 374.5 425.5 407.5 415.5 413 429.5

```

Oluşturulan matrisler  $cA / 255$  yapılarak normalize edilir.  
 Normalize edilmiş matrisler YSA'nın girişi olarak kullanılmıştır.

### 4.3 YSA'nın Eğitilmesi

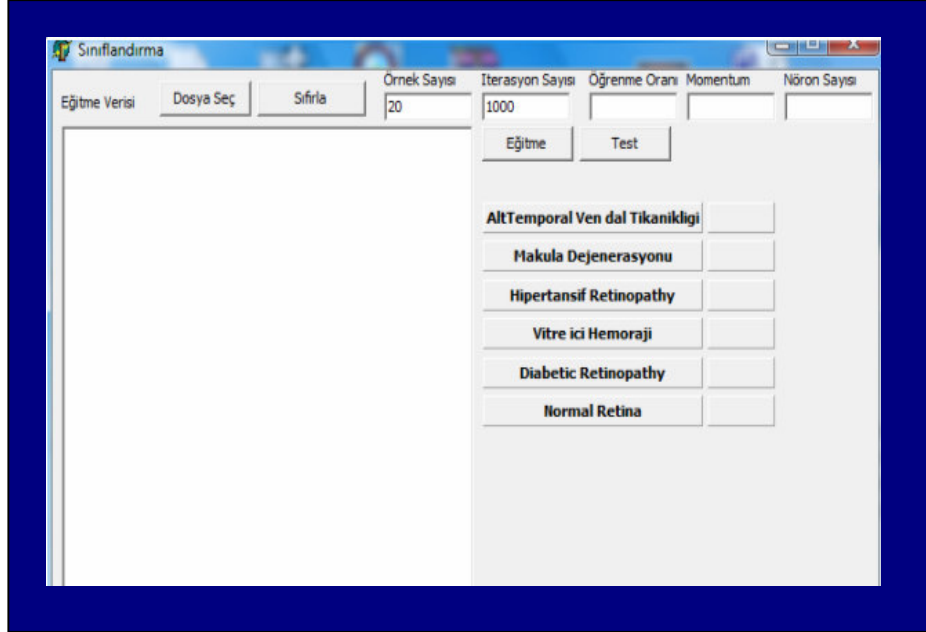
Elimizde bulunan retina resminin 30'u YSA'nın eğitimi için, 18'i test için kullanıldı. 30 retina için elde edilen değerlerden bir eğitim dosyası oluşturuldu. Diğer 18 retina resmi için Diyabetik Retinopati, Makula Dejenerasyonu, Hipertansif Retinopati, Vitre İçi Hemoraji, Alt Ven Dal tıkanıklığı ve normal retina için test dosyaları hazırlanır.



Şekil: 4.5 MLP Mimarisi

Dalgacık sabitleri ağa giriş olarak verildi. Çıkış olarak ise Retina hastalıkları hastalık çeşidine göre ve normal retina olarak sınıflandırılmış oldu.

YSA programı Geri Besleme (Back Propagation) algoritmasına göre çalışmaktadır <sup>45</sup>. Programın ilk görüntüsü Şekil: 4.6'dır.



Şekil: 4.6 Programın Monitörde Görüntüsü

Daha sonra dosya seç düğmesine basılarak training.txt yüklenir. Programda istenen örnek sayısı, iterasyon sayısı, öğrenme oranı, momentum ve nöron sayısı uygun olarak girildikten sonra eğitime basılır ağ eğitilir. Ağın en düşük hata değeri verdiği öğrenme oranı ve momentum değeri ayarlanır. En düşük hata değeri bulunduğu eğitim tamamlanır. Öğrenme oranı ve momentuma göre elde değerler Tablo 1 de verilmiştir.

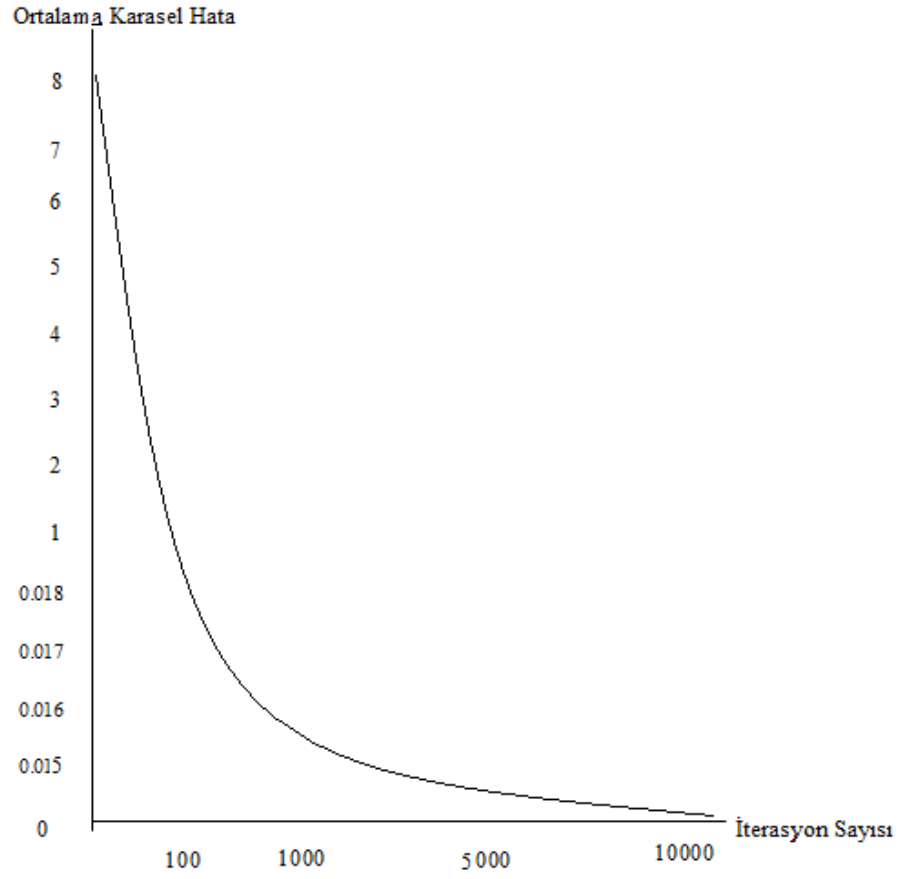
<sup>45</sup> SIRVAN Osman, KARLIK Bekir, TUNALI Turhan, "Biometric Recognition Purposes of Security Using Artificial Neural Networks", HITEK'2004, Dec. 2004, 2, pp. 591-594



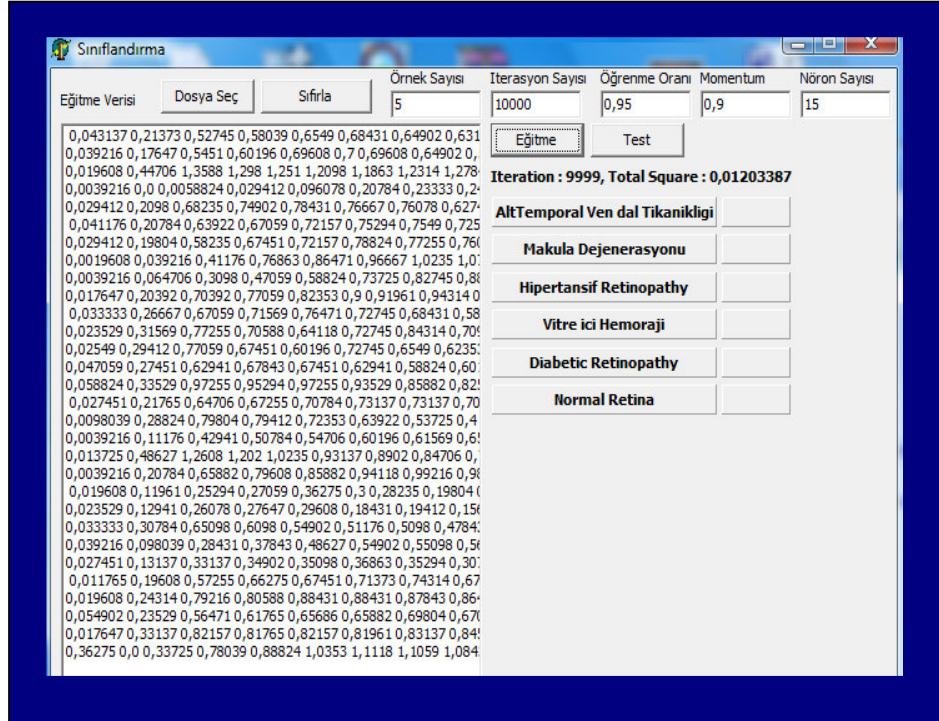
Öğrenme Oranı	Momentum	Hata Değeri
0,95	0,1	0,018584182
0,95	0,3	0,0187933444
0,95	0,5	0,019485870
0,95	0,8	0,499017349
0,95	0,9	0,017837786
0,95	0,95	0,033083957
0,9	0,95	0,019410975
0,8	0,95	0,499695737
0,7	0,95	0,019229475
0,5	0,95	0,021033930
0,3	0,95	0,025339675
0,1	0,95	0,09360569
0,9	0,01	0,018862141
0,3	0,7	0,024598170
0,9	0,1	0,018973445

Tablo 4.1. Eğitim Değerleri

En uygun öğrenme oranı ve momentum seçildikten sonra 10000 iterasyon yapılarak hata değeri 0,01203387 bulunur. Şekil 4.7’de her iterasyondaki hata değişimi gösterilmiştir.



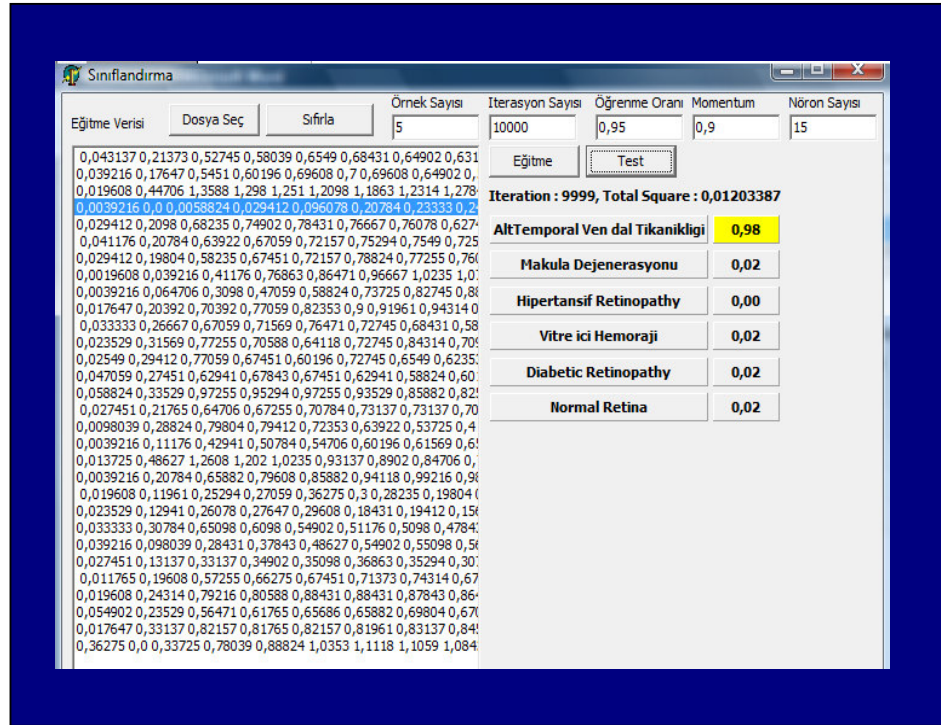
Şekil: 4.7 Hatanın iterasyona göre değişim grafiği



Şekil: 4.8 Dataların eğitilmiş olarak görüntüsü

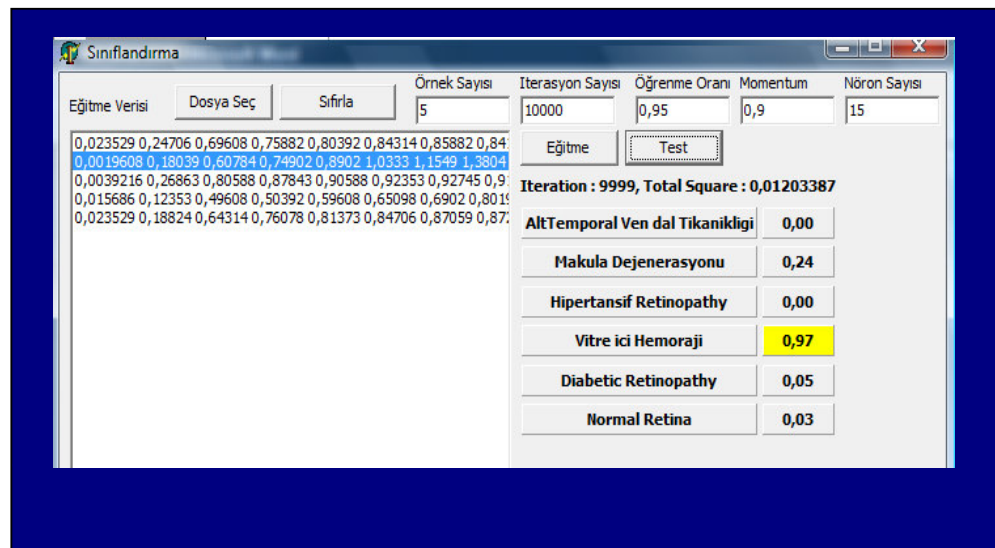
#### 4.4 Test Edilmesi

Eğitilmiş olarak hazır hale gelen ağ test edilecek dosyalar yüklenerek tanıma (recognition) gerçekleşir. Verilerdeki her bir satır bir hastaya ait göz verisidir. Test etmede iki farklı sonuç elde edilir. Eğitilen giriş değerleri üzerinde yapılan teste validation recognition denir. Şekil 4.9’de gösterilmiştir.



Şekil 4.9: Eğitilmiş setlerin test sonucu

Diğer elde edilen test değeri ise eğitilmeyen veriler üzerinde yapılan testtir. Programda dosyadan seçilerek hazırlanan veriler üzerinde test gerçekleştirilir. Şekil 4.10' da gösterilmiştir.



Şekil 4.10: Eğitilmemiş setlerin test sonucu

## 5. Sonuç

Bu çalışmadaki amacımız retina resimlerini otomatik olarak algılayarak retina hastalıklarını tanımadır. Retina hastalıklarına erken teşhis koymada doktora yardımcı olmak amaçlı çok iyi sonuçlar elde edilmiştir.

Elde edilen Validation Recognition Oranı ile Test Recognition Oranı Tablo 4.2’de verilmiştir. Programda Alt Ven Dal Tıkanıklığı, Makula Dejenerasyonu, Diyabetik Retinopati tanıma oranı yüksektir iyi bir başarı elde edilmiştir. Hipertansif Retinopati ve Vitre İçi Hemoraji’nin tanıma oranı daha düşüktür. Nedeni ise Vitre İçi Hemoraji; Diyabetik Retinopati ve Hipertansif Retinopati hastalıklarında ortaya çıkan sekonder bir göz içi kanamasıdır. Bu yüzden bu hastalıklar arasında tanımayı daha düşük gerçekleştirmektedir. Eğitim için kullanılan 30 retina resmi ile testte kullanılan 18 retina resminin ileride sayısı artırılarak geliştirilmiş olarak daha yüksek başarımlar elde edilecektir. Ortalama tanıma oranı %50, %70, %83, %90, %93 ve %95 olarak bulunmuştur. Sonuçlardan da anlaşıldığı üzere bu metodun performansı üç hastalık tipini tanıma için yüksektir.

Hastalık Tipleri	Validation Recognition Rate	Test Recognition Rate
Alt Ven Dal Tıkanıklığı	0,98	0,70
Makula Dejenerasyonu	0,98	0,95
Hipertansif Retinopati	0,98	0,50
Vitre İçi Hemoraji	0,98	0,93
Diyabetik Retinopati	0,98	0,90
Normal Retina	0,98	0,83

Tablo 4.2: ANN’nin test için tanıma oranları

**KAYNAKLAR**

Alasdair McAndrew ,An Introduction to Digital Image Processing with Matlab  
Notes for SCM2511 Image Processing 1, Page 31-32,Semester 1, 2004

Becerikli Y. , Ders Notları, 2007

C.A. Mohamed(Canada), Modular Neural Networks for Automatic Retinopati  
Screening, Artificial Intelligence and Soft Computing, ASC 2002.

Culloch MC. , W.S., Pitts, W.H. 1943. *A logical calculus of the ideas immanent in  
neural nets*. Bull. Math.Biophys. 5:115-133.

Frank RN: Ethiologic Mechanisms in Diyabetik retinopati: Retina:1259-1295  
Mosbyco. St.Louis 2001

Gardner G. , D. Keating, T. Williamson, et al. "Automatic Detection of Diyabetik  
Retinopati Using an Artificial Neural Network: A Screening Tool", British Journal  
of Ophthalmology 80, pp 940-944, 1996.

Grossberg, S. 1986. The Adaptive Brain I:Cognition, Learning, Reinforcement, and  
Rhytm, and The Adaptive Brain II:Visions, Speech, Language, and Motor Control,  
Elsevier/North-Holland, Amsterdam.

Gutierrez,W. J., Grandin, R.D. 1989. Estimating hidden units for two layer  
perceptrons. Proc. of the 1st Int.Conf. on Artificial Neural Networks, London, U.K.,  
October, 120-124.

Hebb, D.O. 1949. *The Organization of Behaviour*, John WileySons, New York.

Hopfield, J.J 1987. Learning algorithms and probability distributions in feed-forward and feed-back networks. *Proc.Nat.Acad.Sci* 88:8429-8433.

Hopfield, J.J. 1982. *Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. Proc.Nat.Acad.Sci* 79:2554-2558.

Ikejiri, M., Adachi-Usami, E., Mizota, A., Tsuyama, Y., Miyauchi, O., Suehiro, S. Pattern visual evoked potentials in traumatic optic neuropathy,

Johansson, B. and Jakobsson, P. Fourier analysis of steady-state visual evoked potentials in subjects with normal and defective stereo vision, *Documenta Ophthalmologica*, 101(3), 233-246, 2000.

Karlık B., 1994, Myoelectric Control of Multifunction Prosthesis Using Neural Networks”, Yildiz Technical University, PhD, Thesis, Istanbul, Turkey

\_\_\_\_\_, Ders Notları, 2007-2008

Kohonen, T. 1984. *Self-Organization and Associative Memory*, Springer-Verlag, Berlin.

Marrelli, A., Tozzi, E., Porto, C., Cimini, N., Aloisi, P., Valenti, M. Spectra analysis of visual potentials evoked by pattern-reversal checkerboard in juvenile

Minsky, M. ve Papert, S. 1969. *Perceptrons: An introduction to Computational Geometry*, MIT Press, Cambridge, MA.

Nedzvetskaya, O.V. Chumak, S.A. Clinical and function characteristics of changes in optic nerve in juvenile diyabetik retinopati, *Annals of Ophthalmology*, 3, 2001.

*Ophthalmologica*, 216(6), 415-419, 2002.

Osareh A. , M. Mirmehdi, B. Thomas, Richard Markham, Automatic Recognition of Exudative Maculopathy using Fuzzy C-Means Clustering and Neural Networks. Medical Image Understanding and Analysis. E Claridge, J Bamber, (eds.), pp. 49–52. July 2001.

Pao, Y.H. 1989. Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks, Addison-Wesley Publishing Co., Reading, Mass. patients with headache, *Headache.*, 41(8), 792-797, 2001.

R. Gonzalez and R. Woods. Digital Image Processing. Addison-Wesley Press, 1993.

Rosenblatt, F. 1959. *Principles of Neuradynamics*, Spartan Books, New York.

\_\_\_\_\_, 1962. *Principles of Neuradynamics: Perceptrons and The Theory of Brain Mechanisms*, Spartan Books, Washington D.C.

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

\_\_\_\_\_, McClelland, J.L., PDP Research Group 1986.

\_\_\_\_\_, McClelland, J.L., PDP Research Group 1986. Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, v. 1: Foundations, MIT Press, Cambridge, MA.

Salem, M. and Ajlouni, K. Diyabetik retinopati among Jordanians: its pattern, severity and some associated risk factors, *Am. J. Hum. Genet.*, 66,1229-1236, 2000.



Sinthanayothin C. , J. F. Boyce, H. L. Cook and T. H. Williamson, "Automated location of the optic disk, fovea, and retinal blood vessels from digital color fundus images", *British Journal of Ophthalmology*, Vol. 83, No. 8, 1999, pp. 902-910.  
*Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, 1991, pp. 70-86.

SIRVAN Osman, KARLIK Bekir, TUNALI Turhan, "Biometric Recognition Purposes of Security Using Artificial Neural Networks", HITEK'2004, Dec. 2004, 2, pp. 591-594

Sivakumar R. , Neural Network Based Diyabetik Retinopati Classification Using Phase spectral Periodicity components, ICGST-BIME Journal, Volume 7, Issue 1, May, 2007

\_\_\_\_\_ and Ravindran, G. Using Feed Forward Neural Network to discriminate abnormal subjects using Visual Evoked Potential Spectral Components, Proc. Of Sixth International Conference on Cognitive and Neural Systems, Boston, USA, xi, 2002.

Sopharak A. , B.Uyyanonvara, Automatic Exudates Detection from Diyabetik Retinopati Retinal Image using Fuzzy C-Means and Morphological Methods. *Advances in Computer Science and Technology*. April 2-4, 2007, Phuket, Thailand.

Usher D. , M. Dumskyj, M. Himaga, T. H. Williamson, S. Nussey, J. Boyce (2004) Automated detection of diyabetik retinopati in digital retinal images: a tool for diyabetik retinopati screening , Volume 21 Issue 1 Page 84-90, January 2004.

Verrotti, A., Lobefalo, L., Trotta, D., Della Loggia, G., Chiarelli, F., Luigi, C., Morgese, G., Gallenga, P. Visual evoked potentials in young persons with newly diagnosed diabetes: a long-term follow-up, *Dev Med Child Neurol.*, 42(4), 240-244, 2000.

Widrow, B., Hoff, M. 1960. *Adaptive switching circuits*. IRE WESCON Convention Record 4:96-104.

Yonca P. , A.Akova, Temel Goz Hastaliklari, Page 297-346,2001

Zhang X. , A SVM Approach for Detection of Hemorrhages in Background  
Diyabetik Retinopati, Proceedings of International Joint Conference on Neural  
Networks, Montreal, Canada, July 31 - August 4, 2005.

## **ÖZGEÇMİŞ**

### **KİMLİK BİLGİLERİ**

Doğum Tarihi :10.01.1982  
Doğum Yeri :KAYSERİ  
Uyruđu :T.C.

### **EĐİTİM BİLGİLERİ**

Yüksek Lisans: T.C. Haliç Üniversitesi (Bilgisayar Mühendisliđi)  
Lisans: T.C. Haliç Üniversitesi (Bilgisayar Mühendisliđi)

### **DENEYİM**

**T.C. HALIÇ ÜNİVERSİTESİ:** Araştırma görevlisi olarak çalışmaktayım.