

**ELEKTROOKULOGRAM (EOG) SİNYALİNİN İNCELENMESİ VE YAPAY ZEKÂ
TEKNİKLERİ İLE MODELLENMESİ**

Hande ERKAYMAZ

**Bülent Ecevit Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında
Doktora Tezi
Olarak Hazırlanmıştır**

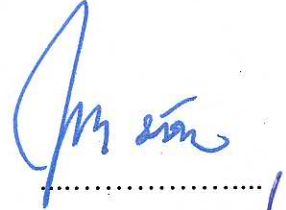
ZONGULDAK

Ağustos 2014

KABUL:

Hande ERKAYMAZ tarafından hazırlanan "ELEKTROOKULOGRAM (EOG) SİNYALİNİN İNCELENMESİ VE YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ İLE MODELLENMESİ" başlıklı bu çalışma jürimiz tarafından değerlendirilerek, Bülent Ecevit Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında Doktora Tezi olarak oybirliğiyle kabul edilmiştir. 18/08/2014

Başkan : Prof. Dr. Mahmut ÖZER
Bülent Ecevit Üniversitesi



Üye : Prof. Dr. Ertan ÖZTÜRK
Bülent Ecevit Üniversitesi



Üye : Yrd. Doç. Dr. Ergin YILMAZ
Bülent Ecevit Üniversitesi



Üye : Yrd. Doç. Dr. Yalçın İŞLER
İzmir Katip Çelebi Üniversitesi

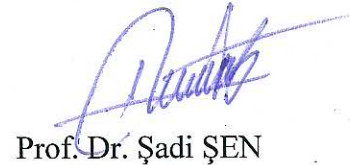


Üye : Yrd. Doç. Dr. Rukiye UZUN
Bülent Ecevit Üniversitesi



ONAY:

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylarım. .../.../2014



Prof. Dr. Şadi ŞEN

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

“Bu tezdeki tüm bilgilerin akademik kurallara ve etik ilkelere uygun olarak elde edildiğini ve sunulduğunu; ayrıca bu kuralların ve ilkelerin gerektirdiği şekilde, bu çalışmadan kaynaklanmayan bütün atıfları yaptığımı beyan ederim.”



Hande ERKAYMAZ

ÖZET

Doktora Tezi

ELEKTROOKULOGRAM (EOG) SİNYALİNİN İNCELENMESİ VE YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ İLE MODELLENMESİ

Hande ERKAYMAZ

Bülent Ecevit Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Mahmut ÖZER

İkinci Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. İlhami M. ORAK

Ağustos 2014, 105 Sayfa

Biyomedikal teknoloji; hastalıkların teşhis ve tedavisi için geliştirilen tüm araçların üretimini konu alan bir bilim dalıdır. Biyomedikal cihazlar, tıp ve mühendislik alanlarında çokça araştırılan konular arasındadır. Biyomedikal teknolojinin günümüzde sağladığı yararlar günden güne arttığından bu cihazlara verilen önemde aynı doğrultuda artmaktadır. Hareket kabiliyeti olmayan ya da kısıtlı olan hastaların yaşam kalitelerini artırabilmek amacıyla yeni biyomedikal cihazlar üretilmeye çalışılmaktadır.

Günümüzde, el, ayak veya kollarını kullanamayan hastalar için sorunlu organlar yerine diğer organlardan faydalanarak yapay hareketler elde edilebilmektedir. Bu bağlamda göz hareketleri önemli bir veri kaynağı haline gelmiştir. Özellikle göz hareketlerinin dış ortama mesaj verebilmek için kullanımı popüler bir bilimsel araştırma konusu olmuştur. Göz hareketlerine bağlı olarak yapılan çalışmalarda, elektriksel kökenli biyolojik işaretler olan

ÖZET (devam ediyor)

elektrookulogram (EOG) sinyallerinden yararlanılmaktadır. Yaş, cinsiyet, ortam aydınlatması gibi etkenlerden etkilenebilen EOG sinyalleri farklı yöntemlerle analiz edilebilir.

Bu tez çalışmasında EOG sinyali ile yön tespiti yapabilen akıllı bir denetim sistemi önerilmiştir. Gözün etrafına yerleştirilen elektrotlar vasıtasıyla alınan yatay ve dikey EOG sinyalleri yapay zekâ tekniklerinden Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Bulanık Mantık yöntemleri ile modellenmiştir. Sistem; sağa, sola, yukarı, aşağı olmak üzere dört ana yönü tespit edebildiği gibi göz kırpma ve tik hareketlerini de tespit edebilmektedir. Alınan sinyaller ilk olarak bilgisayarda yükselteç ve ön filtreleme işlemlerinden geçirilip gürültü ve istenmeyen bölümlerden temizlenmektedir. Elde edilen sinyallerden hareket özelliklerini çıkarabilmek için "hareket alanı" ve "hareket geçiş kontrol" ismi verilen algoritmalar önerilmiştir. Bu algoritmalarla, göz hareketleri dikey ve yatay olarak algılanabilir. Hesaplanan özelliklere göre gelen sinyal akıllı denetleyicilerle sınıflandırılmaktadır.

Önerilen YSA ve bulanık mantık denetleyici modellerin performansları istatistiksel doğruluk analizleri yapılarak ortaya konulmuştur. Analiz sonuçlarında görülmüştür ki, her iki model de göz hareketlerini başarılı bir şekilde sınıflandırabilmektedir, ancak bulanık mantık denetleyici modelin performansının YSA modelden daha yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Bilgisayar ekranından göz hareketlerinin takip edilebilmesi için bir kullanıcı arayüz yazılımı gerçekleştirilmiştir. Bu yazılım ile hasta bireylerin yön bilgileri ve özellikleri ekrana yansıtılmaktadır.

Çalışmada son olarak şaşılık hastalığına sahip insanların EOG ile yön denetimi yapabilmesi için bir bulanık mantık kontrol modeli ortaya konulmuştur. Yapılan testlerde önerilen modelin şaşılık bilgisi ve EOG özellikleri kullanılarak göz hareketlerini başarılı bir şekilde tespit edebildiği gösterilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Elektrookulogram sinyali (EOG), Yön tespiti, Yapay sinir ağları, Bulanık mantık, Hareket aralığı algoritması, Hareket geçiş kontrol algoritması, Özellik çıkarma.

Bilim Kodu: 609.01.04

ABSTRACT

Ph. D. Thesis

ANALYZING ELEKTROOCULOGRAM SIGNAL (EOG) AND MODELLING BY THE ARTIFICIAL INTELIGIENCE METHODS

Hande ERKAYMAZ

**Bulent Ecevit University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Electrical and Electronics Engineering**

Thesis Advisor: Prof. Mahmut ÖZER

Thesis Co-Advisor: Asst. Prof. İlhami M. ORAK

August 2014, 105 pages

Biomedical technology is a science which has subject matter to develop all instrument for diagnose and treatment of disease. Biomedical equipment is common research topic in engineering and medical science. Owing to fact that the benefits of the biomedical technology increase, significance of this instrument is increasing in the same line. New biomedical equipment have been tried to produce for paralyzed person to raise their life quality.

At present day, affected movements have been obtained by utilizing other organs for paralyzed patient. So eye movements have become important data source. Especially the usage of eye movements for giving message to outside is popular scientific subject. In studies according to eye movements, the electrooculogram (EOG) signal is used. EOG signals, influenced on age, gender, lighting, can be analyzed with different methods.

ABSTRACT (continued)

In this thesis study, an intelligent control system which can detect direction with EOG signal has been referred. The vertical and horizontal EOG signals taken from electrodes, placed around the eyes, and has been modeled by using Artificial Neural Networks and Fuzz Logic which are artificial intelligent techniques. The system can sense four main directions (Right, Left, Up and Down) at the same time it can detect blinking and tic movements. Firstly, the signals have been cleaned from noises and needless parts by amplifying and pre-filtering. The “movement range” and “movement switching control” algorithms have been recommended for feature extraction from EOG. The eye movements can be perceived as vertical and horizontal with these algorithms. According to these features obtained signal can be classified with intelligent control systems.

The performances of the recommended ANN and Fuzzy logic control models have been demonstrated by analyzing the statistical accuracy. It has seen that each model can be classified the eye movement successfully; however it is observed that the fuzzy logic model has better performance than the ANN model. The user interface application has been developed to follow eye movements from computer screen. Direction data and EOG features of patients have been projected on the screen with this application.

Finally, in this work, a fuzzy logic control model has been designed to detect EOG direction of people which have diplopia. It is shown that the eye movements have been determined successfully by using diplopia data and EOG features in test results.

Keywords: Electrooculogram (EOG) signal, Direction detect, ANN, Fuzzy logic, Movement range algorithm, Movement switching control algorithm, Feature extraction.

Science Code: 609.01.04

TEŞEKKÜR

Bu çalışmanın hazırlanmasında desteklerini esirgemeyen saygıdeğer danışman hocam Prof. Dr. Mahmut ÖZER' e ilgi ve desteklerinden dolayı sonsuz teşekkürlerimi ve şükranlarımı sunarım. Tezimin her anında desteğini gördüğüm hocam Yrd. Doç. Dr. İlhami M.ORAK 'a teşekkürü bir borç bilirim.

Tez süresi boyunca fikirlerinden ve önerilerinden yararlandığım Prof. Dr. Fatih ÇELEBİ'ye ve Yrd. Doç. Dr. Baha ŞEN'e teşekkürlerimi sunarım.

Dostlukları ve destekleriyle tez süresince manevi desteklerini eksik etmeyen arkadaşlarım Yrd. Doç. Dr. Muhammet UZUNTARLA ve Yrd. Doç. Dr. Ergin YILMAZ hocalarıma teşekkür ederim.

Ek olarak tezim süresince desteği ile beni yalnız bırakmayan eşim Yrd. Doç. Dr. Okan ERKAYMAZ'a teşekkür ederim. Tez süresince anlayış ve hoşgörülerinden dolayı ilk başta kızım İclal Sena ERKAYMAZ'a, babam Hüseyin USTA ve annem Ayten USTA 'ya teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
KABUL	ii
ÖZET	iii
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vii
İÇİNDEKİLER	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ	xiii
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	xvii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xix
BÖLÜM 1 GİRİŞ.....	1
BÖLÜM 2 GÖZ VE EOG	7
2.1 GÖZÜN YAPISI	7
2.2 GÖZ KASLARI.....	8
2.2.1 Kornea	9
2.2.2 Lens	9
2.2.3 Gözbebeği (Pupil)	9
2.2.4 İris	9
2.2.5 Retina	9
2.2.6 Optik Sinir	10
2.2.7 Sklera.....	10
2.3 GÖRME FİZYOLOJİSİ.....	10
2.4 ELEKTROFİZYOLOJİ	11
2.4.1 VEP (Görsel uyarılmış potansiyel)	12
2.4.2 ERG (Elektroretinografi).....	12
2.4.3 PERG (Patern Elektroretinografi).....	13
2.4.4 EOG (Elektrookulografi).....	14

İÇİNDEKİLER (devam ediyor)

	<u>Sayfa</u>
2.5 EOG ANALİZİ.....	16
2.6 EOG ÖLÇÜMÜ YAPILIRKEN ELEKTROTLARIN YERLEŞİMİ.....	17
2.7 EOG İŞARETLERİNİN ÖLÇÜLMESİ VE EOG KAYDI	17
2.7.1 Sinyallerin Ölçülmesi.....	17
2.7.2 EOG'yi Etkileyen Faktörler.....	18
2.8 EOG ELEKTROTLARI VE JELLER	18
BÖLÜM 3 YAPAY ZEKÂ YÖNTEMLERİ VE İSTATİSTİKSEL PERFORMANS	
ANALİZİ	19
3.1 YAPAY SİNİR AĞLARI	19
3.1.1 YSA' nın Tarihsel Gelişimi	19
3.1.2 Biyolojik Sinir Ağı ve Nöron	20
3.1.3 YSA'da Kullanılan Kavramlar	21
3.1.3.1 İşlem birimi(Nöron).....	22
3.1.3.2 Aktivasyon Fonksiyonları.....	23
3.1.3.3 Katmanlar ve Ağırlık Kavramı.....	24
3.1.4 Yapay Sinir Ağlarının sınıflandırılması	24
3.1.4.1 Yapısal(Topolojik) sınıflandırılma	24
3.1.4.1.1 İleri yönlü ağ yapısı	24
3.1.4.1.2 Geri dönüşümlü ağ yapısı	25
3.1.4.2 Öğrenme algoritmasına göre sınıflandırma	26
3.1.4.2.1 Danışmanlı öğrenme	26
3.1.4.2.2 Danışmansız öğrenme.....	27
3.1.4.2.3 Destekleyici öğrenme	27
3.1.5 Uygulama Alanına Göre Sınıflandırma.....	28
3.1.5.1 Çevrim içi (Online) Öğrenme	28
3.1.5.2 Çevrim dışı (Offline) Öğrenme	28
3.1.6 YSA Öğrenme Kuralları.....	28
3.1.7. Algılayıcı Ağ Modeli	30
3.1.7.1 Algılayıcı model	30

İÇİNDEKİLER (devam ediyor)

	<u>Sayfa</u>
3.1.7.2 İleri Yönlü YSA Topolojisinde Geri Yayılım Algoritması	31
3.1.7.3 İleri Yönlü YSA topolojisinde Levenberg-Marquard Algoritması	33
3.1.8 Çapraz Doğrulama Metodu ve N Kat Çapraz Doğrulama Yöntemi.	35
3.2 BULANIK MANTIK (FUZZY LOGIC)	36
3.2.1 Bulanık Küme Kuramı ve Bulanık Mantık	37
3.2.2 Bulanık Mantık Denetleyici Sistemler	41
3.2.3 Bulanık Mantık Denetleyici Sistem Tasarımı.....	42
3.2.3.1 Bulanık Mantık Denetim Kurallarının Oluşturulması	42
3.2.3.2 Bulanık Mantık Denetleyiciler	43
3.2.3.3 Bulandırma(Fuzzyfication) Birimi	43
3.2.3.4 Bilgi Tabanı.....	44
3.2.3.5 Karar Verme Birimi.....	44
3.2.3.6 Durulaştırma(Defuzzyfication) Birimi	46
3.2.3.6.1 En Büyük (Maksimum) Üyelik Yöntemi.....	47
3.2.3.6.2 Ağırlık Merkezi Yöntemi.....	47
3.2.3.6.3 Ağırlıkların ortalaması yöntemi	47
3.2.3.6.4 Maksimumların ortalaması yöntemi	48
3.3 PERFORMANS ÖLÇÜM KRİTERLERİ	49
BÖLÜM 4 EOG SİNYALİ ÖLÇÜMÜ VE ÖZELLİK ÇIKARIM ALGORİTMASI.....	53
4.1 EOG SİNYALİNİN ELDE EDİLESİ VE VERİ SETİ OLUŞTURMA	53
4.2 EOG SİNYALLERİNDEN ÖZELLİK ÇIKARIM İŞLEMİ	55
4.3 GEÇİŞ KONTROL ALGORİTMASI	65
BÖLÜM 5 EOG KULLANICI ARAYÜZ YAZILIMI VE AKILLI SİSTEM	
MODELLEMESİ.....	67
5.1 GRAFİK ARAYÜZ UYGULAMASI	67
5.2 EOG BULANIK MANTIK DENETLEYİCİ MODEL	71
5.3 EOG YAPAY SİNİR AĞI ALGILAYICI MODELİ	79
5.4 EOG VE ŞAŞILIK KONTROLLÜ BULANIK YÖN TESPİT SİSTEMİ	86

İÇİNDEKİLER (devam ediyor)

	<u>Sayfa</u>
BÖLÜM 6 SONUÇLAR	95
KAYNAKLAR	99
ÖZGEÇMİŞ	105

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>No</u>	<u>Sayfa</u>
2.1 Gözün Anatomisi.....	8
2.2 VEP sinyali	12
2.3 ERG	13
2.4 PERG.....	14
2.5 Gözlerin sağa ve sola dönüşünde alınan EOG kaydı	15
2.6 Yönlere göre göz hareketleri ve onlara karşılık gelen kaslar.....	16
2.7 Elektrodların yerleşimi.	17
3.1 Biyolojik Sinir hücresi	21
3.2 İşlem birimi yapısı	22
3.3 İleri yönlü ağ topolojisi.....	25
3.4 Geri dönüşümlü ağ topolojisi.....	26
3.5 Danışmanlı öğrenme blok diyagramı.	26
3.6 Danışmansız öğrenmenin blok diyagramı.	27
3.7 Destekleyici öğrenme blok diyagramı.	28
3.8 Algılayıcı yapısal modeli.	30
3.9 Eğitim sürecinde ağın ezberleme süreci.	35
3.10 Klasik küme işlemi.	38
3.11 Bulanık küme işlemi.	38
3.12 Örnek üyelik derecesi eğrisi (Gauss).....	39
3.13 Üçgen, yamuk ve çan eğrisi üyelik fonksiyonları.	40
3.14 Çeşitli üyelik fonksiyonları.	40
3.15 Kapalı döngülü denetim sistemi blok diyagramı.	41
3.16 Bulanık mantık denetleyicisi blok diyagramı.	43
3.17 Max-Dot çıkarım metodu	45
3.18 Min-Max çıkarım metodu.....	46
3.19 Maksimum üyelik yöntemi.	47
3.20 Ağırlık Merkezi Yöntemi.....	47
3.21 Ağırlıkların ortalaması yöntemi.	48

ŞEKİLLER DİZİNİ (devam ediyor)

<u>No</u>	<u>Sayfa</u>
3.22 Maksimumların ortalaması yöntemi.....	48
4.1 Biopac MP45 cihazı.	53
4.2 Örnek EOG sinyali; a)Yatay EOG sinyali, b) Dikey EOG sinyali.	55
4.3 Örnek ön filtreleme işleminden geçen EOG sinyali; a)Yatay EOG sinyali, b) Dikey EOG sinyali	56
4.4 Ön filtreleme işlemi akış diyagramı.	57
4.5 Fectract fonksiyonu akış diyagramı.	59
4.6 Hareket aralığı gösterimi.	60
4.7 Örnek göz kırpma kesiti.....	61
4.8 Gözlemlenen Tik hareketleri, (a) Tip 1, (b) Tip 2.....	62
4.9 Geçiş kontrol algoritması.	65
5.1 EOG kullanıcı arayüz uygulaması.....	68
5.2 EOG kullanıcı arayüz uygulaması algoritma akış diyagramı.	69
5.3 EOG karar sistemini blok diyagramı.....	71
5.4 EOG bulanık mantık denetleyicisi blok diyagramı.....	72
5.5 EOG bulanık mantık denetleyicisi parametre ve çıkarım yöntemi şeması.....	72
5.6 Bulanık denetleyici giriş üyelik kümeleri, (a) dv, (b) dh.....	73
5.7 Bulanık mantık denetleyicisi çıkış kümesi.	74
5.8 Bulanık dh girdisine karşılık çıkış davranışı.....	76
5.9 Bulanık dv girdisine karşılık çıkış davranışı.....	76
5.10 Bulanık model çıkış yüzey grafiği.	77
5.11 YSA algılayıcı model sistem blok diyagramı.....	79
5.12 Farklı ara katman nöron sayısı için topoloji başarımı.	80
5.13 YSA algılayıcı model topolojisi.....	80
5.14 Ağ eğitim performansı.....	82
5.15 YSA model eğitim fazı regresyon analizi.....	83
5.16 YSA model test fazı regresyon analizi.....	84
5.17 YSA model test fazı hata-histogram dağılımı.....	84
5.18 Sağlıklı birey EOG sinyalleri, (a)yatay kanal, (b) dikey kanal.....	87
5.19 Şaşılık kontröllü bulanık denetleyici model blok diyagramı.....	88
5.20 Bulanık Algılayıcı blok diyagramı.....	89

ŞEKİLLER DİZİNİ (devam ediyor)

<u>No</u>	<u>Sayfa</u>
5.21 Bulanık model giriş üyelik kümeleri; (a) yatay EOG, (b) dikey EOG ve (c) şaşılık.	90
5.22 Şaşılık kontrollü bulanık algılayıcı model çıkış üyelik kümesi.	91
5.23 Şaşılık kontrollü bulanık algılayıcı model çıkış yüzey grafikleri, (a) dikey-şaşılık, (b) yatay-şaşılık.	92

ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>No</u>	<u>Sayfa</u>
3.1 Aktivasyon Fonksiyonları.....	23
3.2 Karışıklık matrisi.....	50
4.1 Biopac MP45 cihazı teknik özellikleri.....	54
4.2 Hareket eşik değerleri.....	58
4.3 Eşik işlem parametreleri.....	58
4.4 EOG sinyali hareket kesitleri ve hareket kodlamaları.....	64
5.1 Bulanık Denetleyici model kural tablosu.....	75
5.2 Bulanık Denetleyici model istatistik sonuçları.....	78
5.3 Bulanık Denetleyici model karışıklık matrisi.....	78
5.4 Bulanık Denetleyici model karışıklık matrisi analiz sonuçları.....	78
5.5 8 farklı EOG test verisi için Bulanık Denetleyici sınıflandırma başarımı.....	79
5.6 YSA model parametreleri.....	81
5.7 Ağ eğitim süreci istatistiksel performansı.....	82
5.8 YSA model Karışıklık matrisi.....	85
5.9 YSA model karışıklık matrisi analiz sonuçları.....	86
5.10 8 farklı EOG test verisi için YSA model sınıflandırma başarımı.....	86
5.11 Şaşılık kontrollü bulanık algılayıcı kural tabanı örneği.....	90
5.12 Şaşılık kontrollü bulanık algılayıcı model için test örnekleri.....	91

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

dv	: EOG dikey özellik
dh	: EOG yatay özellik
V_T	: Dikey hareket eşik parametresi
H_T	: Yatay hareket eşik parametresi
H_G	: Doğrulan hareket değeri
Z	: Bulanık model çıktısı
μ	: Üyelik derecesi
f_s	: Ağ çıktısı
h_ζ	: Hesaplanan çıkış
b_ζ	: Beklenen çıkış
X_i	: Ağ girişleri
k	: Toplam fonksiyonu sonucu
w_i	: Ağırlıklar
b	: Eşik değeri
α	: Öğrenme katsayısı
e	: Ağ hatası
E	: Karesel hata
m	: Momentum katsayısı
δ	: Nöron çıkış maliyet hatası
y_m	: Nöron çıkışı
ΔW	: Nöronlar arası ağırlıktaki değişim
H	: Hessian matrisi
J	: Jacobian matrisi
λ	: Levenberg sönümlenme faktörü

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ (devam ediyor)

KISALTMALAR

ADALINE	: Adaptive Linear Model
ART	: Uyarlamalı Rezonans Kuramı
BMD	: Bulanık Mantık Denetleyici
DP	: Karanlık ortam tepe noktası
EOG	: Elektrokulografi
ERG	: Elektoretinografi
İYYSA	: İleri yönlü yapay sinir ağları
LP	: Işıklı ortam tepe noktası
LVQ	: Vektör Kuantalamalı Öğrenme
MAE	: Ortalama Mutlak Hata
MSE	: Ortalama Karesel Hata
PERG	: Patern Elektoretinografi
R	: Regresyon Katsayısı
R^2	: Belirlilik Katsayısı
RMSE	: Kök Ortalama Karesel Hata
SD	: Sınıflandırma Doğruluğu
SOM	: Özdüzenleyici Haritalar
SVM	Destek Vektör Makineleri
VEP	: Görsel uyarlama potansiyeli
YSA	: Yapay sinir ağları

BÖLÜM 1

GİRİŞ

Çağımıza yön veren teknolojinin hızla gelişim göstermesi yadsınamaz bir gerçektir. Bu gelişimle günümüz insanları işlerinin büyük bir bölümünü teknoloji sayesinde kolaylıkla yürütebilmektedir. Üretilen makineler, bilgisayarlar, telefonlar ve birçok elektronik cihaz insanlığın hizmetine sunulmuş yaşam kalitesini artırıp zamandan tasarruf sağlamaktadır. Tıpta teşhis ve tedavi amacıyla kullanılacak malzeme, aparat ve cihazların teknolojiyle gelişmesi biyomedikal teknolojinin sınırlarını günden güne genişletmektedir. Dünyada yüksek teknolojiyi en fazla kullanan bilim dallarından biri olan biyomedikal sektörü her geçen gün yeni modeller piyasaya sürmektedir. Tüm ülkeler için sağlık sektörünün yıllar geçse de önemini yitirmeyeceğinden biyomedikal teknolojiye yatırımın artış göstereceği kesindir.

Duyu organlarından en gelişmiş özelliklere sahip olan göz organının insanlarda mükemmel bir işleyişe sahip olması ayrıca görme olayının başrolünde yer alması bu organın insanlar için önemini oldukça büyük olduğunu göstermektedir. Hareket kabiliyeti olmayan hastalar için geliştirilen biyomedikal cihazlarda göz hareketlerinden faydalanılmaktadır. Gözlerin hareketlerine bağlı olarak yapılan çalışmalar özellikle elektrookulogram (EOG) sinyallerinden yola çıkılarak tasarlanmıştır. Gözün çevresinde oluşan elektriksel kökenli biyolojik işaretler olan EOG sinyali ile göz bebeğinin sağa, sola, yukarı, aşağı, göz kırpmaya hareketlerinin işlenmesiyle hasta bireylerin ihtiyaçlarını karşılamaya çalışılmaktadır.

Literatür incelendiğinde; yapılan çalışmalar hem tıbbi alanda hem de mühendislik alanında uygulamaları kapsadığı görülmektedir. Ancak yapay zekâ tekniği, daha çok hastalık teşhisi ya da sınıflandırma gibi tıbbi alanda kullanılmıştır. Mühendislik alanında EOG sinyalinin yapay zekâ teknikleri ile kullanımı son yıllarda gelişmekte olup yurt dışında daha çok olmak üzere ülkemizde de çalışmalar yapılmaktadır. Benzer çalışmalar incelendiğinde bir EOG sinyalinin analizi yada modellenmesi için yapılan işlem basamakları ortak olup, bu basamaklarda kullanılan metodların tasarımcıya ait olduğu görülmüştür.

Hareket etmekte zorluk çeken hastaların ihtiyaçları doğrultusunda geliştirilmiş birçok cihazın varlığı bu hastaların yaşamlarını daha rahat sürdürebilmelerine olanak sağlamıştır. Oluşturulmuş olan çağrı sistemleri çoğunlukla üstündeki bir düğmeye basılmasıyla hemşire veya ilgili kişiyle iletişim sağlamaktadır. Oysaki hareket kabiliyeti olmayan hastaların böyle bir çağrı cihazla iletişimi mümkün olamayacağından dolayı bu tür hastaların göz ve kaş hareketleri baz alınarak geliştirilmekte olan bir çok sistem vardır. Göz sinyallerini kullanan bu sistemlerin algılama işleminde yapay zekâ gibi bir kontrol algoritmasından yararlanılması karmaşık girdi ortamlarının sınıflandırılmasında avantaj sağlamaktadır.

Elektrookulogram (EOG) işaretleri inceleme ve yapay zekâ teknikleri uygulama konusu yeni bir konu olup son yıllarda daha çok üstünde durulmaya başlandığı görülmektedir. Barea ve arkadaşlarının (2003) engelli insanlar için düşünülmüş bir çalışmalarında EOG sinyali ile robot tekerlekli sandalye sistemi geliştirilmiştir. Hareket yeteneği olmayan hastaların sahip olduğu EOG sinyalleri alınarak sistem geliştirilmiştir. Sistemin hareketi EOG sinyalleri ile komutun verilmesi şeklinde modellenen çalışmada, komuta uygun olarak tekerlekli sandalyenin hareketi gerçekleşmiştir.

Itsuki ve arkadaşları (2004) elektrookulogram sinyalini ölçmek ve sonuçlarını değerlendirmek için yeni bir metot geliştirmişlerdir. Bu metotla elektrookulogram sinyalini daha detaylı inceleyebildiklerini göstermişlerdir.

Venkataramanan ve arkadaşları (2005) EOG tabanlı hastane alarm sistemi tasarlamıştır. Bu sistem hastanede yatan felçli hastanın göz hareketlerine göre başka bir odada bulunan doktoru çağırabilmesini sağlamaktadır. Yatan hastadan alınan EOG sinyalleri önce yükseltilmiş ve filtreden geçirilmiştir dokuz adet göz konumunu bulanan tabloda hasta istediği konuma bakarak dışarıdaki doktora sinyal gönderebilmektedir. Ayrıca göz kırpmasıyla sistem resetlenebilmektedir.

Chieh ve arkadaşları (2005) yaptıkları çalışmada elektrookulogram sinyali ile araç sürücülerin uykulu hallerini % 80 üzerinde tespit etmişlerdir. Tasarladıkları bir görüntüleme sistemi ile sürücülerin aşırı yorgunluklarını ve uykulu hallerini saptamışlardır. Sistemde yatay ve dikey EOG sinyalleri alınmış, ve bir modül içinde depolanmıştır. RS232 ile bilgisayara gelen kayıtlı sinyaller burada işlenmiş ve hangi durumda deneklerde uyku hali olduğu tespit edilmiştir.

Rajan ve arkadaşları (2006) yaptıkları bir çalışmada EOG tabanlı bir enstrumantasyon - kontrol sistemi tasarlanmıştır. Bu sistemde felçli hastalar için haberleşme olanağı sağlayan ve davranış kontrolünü sağlayan bir elektronik kontrol devresi kullanılmıştır. Bu devrede alınan EOG sinyali işlendikten sonra radyo vericisine gönderilir. Başka bir yerde bulunan radyo alıcısı ile sinyal alınarak hareket komutlarına dönüştürülmektedir. YSA ile çalışan sistem gözbebeği hareketine göre çıkış vermektedir.

Çakır ve arkadaşları (2006) GATA Göz Hastalıkları Anabilim Dalında yaptıkları bir çalışmada göz hastalığı bulunmayan gönüllü bir gruptan alınan ölçümlerle EOG sinyalinin alt ve üst sınırları belirlenmiştir. Sonuçlar yaşlara göre üçerli gruplar halinde değerlendirilmiştir. Bu ölçümlerin göz hastalıklarının teşhisinde kullanılabileceğini göstermişlerdir.

Trikha ve arkadaşları (2007) onaltı tane EOG sinyalini sınıflandıran bir model tasarlamışlardır. Sistem mikroişlemci vasıtasıyla sınıflandırma yapmaktadır. EOG sinyalinin matematiksel bir modelini elde edip bu modelin EOG tabanlı medikal enstrumantasyon devrelerinde kullanılabileceğinden bahsetmişlerdir. Aynı zamanda sistemi gerçek zamanlı test edip sonuçların doğruluğunu göstermişlerdir.

Philips ve arkadaşları (2007) bir tekerlekli sandalye tasarlamışlardır. Bu tekerlekli sandalye EOG tabanlı olup kollarını ve bacaklarını sınırlı kullanabilen hastalar için geliştirilmiştir. Hastalar sadece göz hareketleriyle tekerlekli sandalyeyi yönlendirebilmektedir. EOG sinyallerine ek olarak nefes alıp verme mekanizması da sistemin çalışma modunu değiştirmek için kullanılmaktadır. Aynı zamanda sisteme bir ultasonik telemetre ilave edilerek sistem güvenliği sağlanmıştır.

Uşaklı ve arkadaşları (2010) EOG sinyalini kullanarak insan-bilgisayar arabirim devresi tasarladıkları bir çalışmada felçli hastaların göz hareketlerine göre söylemek istediği beş harflik kelimeyi ekrana yazan bir sistem tasarlanmıştır. Modelde en yakın komşu algoritmasıyla sınıflandırma yapılarak sinyal özellikleri çıkarılmıştır.

Lawrence ve arkadaşlarının yaptığı bir çalışmada (2010) ise göz hareketleri temel alınarak bir insan-bilgisayar arabirimi tasarlamışlardır. Bu çalışma, sinyallerin elde edilmesinden sonra donanımsal olarak gerçekleştirilmiştir. Sinyaller yükselteç ve filtre devresinden sonra

analog/dijital çeviriciye gönderilerek, göz hareketlerini analiz eden bir devrede işlenmiştir. Sonuç olarak deneklerle test edip sistem başarısını ortaya koymuşlardır.

Başkent Üniversitesinde yapılan göz hareketleriyle yazı yazma çalışmasında (Yıldız 2011) yeni bir metot önerilmiştir. Düşey ve yatay EOG sinyalleri kodlanarak 42 karakter oluşturulmuştur. Bakış yönleri ve onlara ait sinyal genlikleri tespit edilmiştir. Yöntemin etkinliği önce bilgisayar ortamında daha sonra gerçek EOG sinyalleriyle test edilmiştir. Sonuçta göz hareketlerinin belirlenen karakterlere göre yazıya çevirebileceklerini göstermişlerdir.

Özyurt (2012) hastanelerde konuşma ve hareket etme yeteneği olmayan hastalar için yaptığı bir araştırmada bilgisayar görme tekniklerinden faydalanılarak geliştirilen bir kamera sayesinde hastanın göz ve kaş hareketlerinden çıkarımlar yaparak hemşire veya ilgili kişilerle iletişim sağlamıştır. Böylece bu tür hastaların iletişim için sadece göz ve kaş hareketlerine ihtiyaç duyularak hasta olan kişilerin ihtiyaçlarının karşılanması kolaylaşmış ayrıca hastaların izlenmesiyle acil durumlara müdahalenin kısa sürede gerçekleşmesi amaçlanmıştır

Gürkan ve arkadaşları (2012) yaptıkları çalışmada EOG sinyallerinin sınıflandırılması için destek vektör makinesi ve yapay sinir ağları yöntemlerini karşılaştırmışlardır. 20 denekten, yatay ve dikey bileşenli iki EOG kanalından alınan sinyal kümesinden, 3 elemanlı öznelik vektörleri hesaplanmıştır. Rastgele seçilen 10 bireye ait öznelik vektörleri ile eğitilen DVM ve YSA yapıları, yukarı, aşağı, sağ, sol ve kırpma hareketleri için test edilmiştir Çevrimdışı olarak yapılan testler sonucu her iki sınıflandırma yönteminde de % 100 başarı elde edilmiştir. Aynı zamanda YSA yönteminin hareketin varlığını daha keskin şekilde belirlediğini göstermişlerdir.

Banerjee ve arkadaşları (2013) göz hareketlerine göre EOG sinyalini sınıflandırmışlardır. Alınan EOG sinyali önce filtre ve özellik çıkarma işlemlerine tabi tutulmuştur. Sınıflandırmayı hem YSA ile hem de en yakın komşu algoritmasına göre yapıp sonuçları karşılaştırmışlardır. Her iki algoritmanın avantajlarını ve dezavantajlarını tartışmışlardır. Sonuç olarak YSA tekniğinin üstünlüğünü göstermişlerdir.

Kim ve arkadaşları (2013) elektrookulogram sinyalini göz hareketlerinden kaynaklanan diğer sinyallerden ayırmak için yeni bir algoritma oluşturmuşlardır. Böylece sinyallerdeki gürültü

ve zayıflığın önüne geçilebileceğini göstermişlerdir. Elde edilen göz hareketlerini tasarladıkları bir bilgisayar-insan arabiriminde kullanmışlar ve robotu doğru şekilde yönlendirdiklerini göstermişlerdir.

D'Souza ve Sriraam (2013) yaptıkları çalışmada elektrookulogram sinyalini detaylı bir şekilde sınıflandırmışlardır. Farklı yaş gruplarından ve farklı cinsiyetlerden aldıkları elektrookulogram sinyalleri ile parametre içermeyen bir istatistik ortaya çıkarmışlardır. Bu istatistiksel çalışmaya göre cinsiyet ya da yaş ayrımı yapmadan, EOG sinyalinin belirli özelliklerinden yararlanılmaktadır. Bir pilot çalışma olan bu modelin rehabilitasyon amaçlı kullanılabilmesi gösterilmiştir.

Yukarıda bahsi geçen çalışmalar temelde EOG sinyallerini kullanarak insan-bilgisayar arabirim tasarımına odaklanmakla birlikte, çalışmaların çoğunda yapay zekâ modellerinin kullanımı gözlemlenmemiştir. Bu bağlamda, göz hareketlerinin analizinde yapay zekâ tekniklerinin kullanımı popüler bir yaklaşımdır. Hazırlanan yapay zekâ modellerine bakıldığında, göz hastalığı sınıflandırmasında veya gözün temel yön hareketlerini (Sol, Sağ, Yukarı, Aşağı ve Göz kırpa) algılamaya odaklanmıştır. Bu modellerin tasarımında, EOG sinyalleri farklı özellik çıkarma algoritmaları yardımıyla işlenmeye çalışılmıştır. Bu tez çalışmasında ise diğer çalışmalardan farklı olarak, Gözün temel yön hareketlerinin yanında, istemsiz Tik hareketleri ve Şaşılık kavramları da yapay zekâ modelleri ile tespit edilmeye çalışılmıştır. İlâveten Model kurgusu; ön eşik filtreleme, "hareket aralığı" algoritmasıyla özellik çıkarma, yapay zekâ modeli ve hareket geçiş kontrol algoritması ile şekillendirilmiştir. Yapılan bu tez çalışması ile literatürdeki bu eksiklikler giderilmeye çalışılarak, yeni ve karmaşık olmayan EOG temelli akıllı bir göz hareketi algılayıcı modeli hazırlanması amaçlanmıştır. Ayrıca T.C. Bülent Ecevit Üniversitesi İnsan Araştırmaları Etik Kurulu'ndan etik izin alınarak ölçümler yapılmıştır.

Bu tez çalışmasında ikinci bölümde, Göz ve Elektrookulogram sinyali ve ölçümü hakkında temel bilgiler verilmiştir.

Üçüncü bölümde, YSA ve BMD'ler hakkında temel bilgiler verilmiştir.

Dördüncü bölümde, EOG sinyalinden özellik çıkarma algoritması ve filtreleme süreçlerinden bahsedilmiştir.

Beşinci bölümde, yapay zekâ ile gerçekleştirilen göz hareketi algılayan dinamik sistem modellerinden bahsedilmiştir.

Altıncı bölümde ise tez çalışmasına ait sonuçlar verilmiş ve ayrıca bu konuda gelecekte yapılabilecek çalışmalar için de öneriler sunulmuştur.

Özetle tez çalışmasında;

- Göz ve göze ait elektro fizyolojik bir sinyal olan Elektrokulogram sinyalinin karakteristik özellikleri anlatılmıştır. Buna ek olarak EOG sinyalinin ölçüm ortamından bahsedilmiştir.
- Yapay zekâ tekniklerinden, Yapay Sinir ağları (YSA), Bulanık Mantık ve Sinirsel Bulanık Mantık Yöntemleri açıklanmıştır.
- Önerilen hareket aralığı algoritması özellik çıkarım işlemi ve hareket geçiş kontrol algoritması gerçekleştirilmiştir.
- Çıkarılan özellikler kullanılarak yapay zekâ teknikleri yardımıyla hareket algılayıcı modeller tanımlanmıştır.
- Matlab programlama aracı yardımı ile EOG algılayıcı grafik arayüzü tasarlanmış bu yazılım hareket algılama işlevini hareket geçiş kontrol algoritması kullanarak net sonuçlar verecek şekilde tasarlanmıştır.

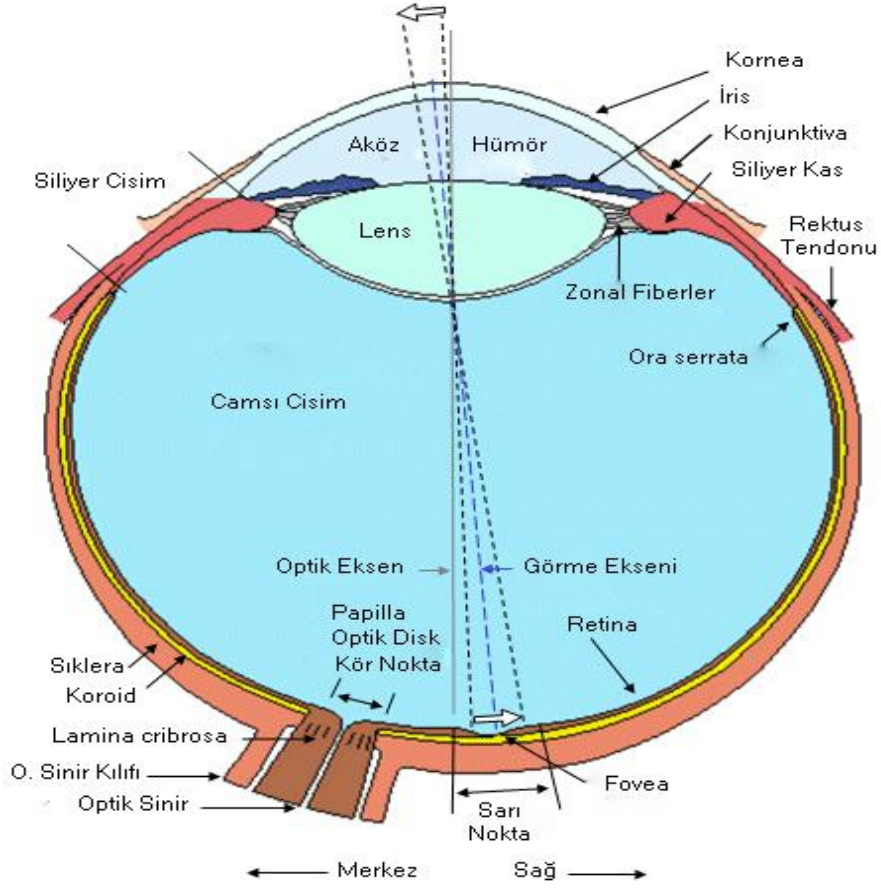
BÖLÜM 2

GÖZ VE EOG

2.1 GÖZÜN YAPISI

İnsanın beş temel duyu organlarından biri olan göz, insan algılamasının yaklaşık %80'inin gerçekleştiği organdır. Kafatasında orbita isimli bir kemik yuvasına yerleşmiş olan gözün etrafı yumuşak yağdokusuyla kaplıdır. Gözün hareketlerini üzerindeki 6 adet kas sağlar. Optik sinirler ise gözün, beyin ile bağlantısını sağlar (Long, 2001). Yaklaşık küre biçimindeki göz yuvarlığının ortalama çapı 2,5cm'dir. En dışta beyaz ve lifsel yapıdaki göz akı (sclera) ön tarafta bombeleşir, saydamlaşır ve kornea (cornea) adını alır. Işığa duyarlı ağ tabaka (retina) göz yuvarlığının 2/3'ünü kaplar. Optik sinirlerin gözden çıkış yeri olan optik diskte ışığa duyarlı reseptörler bulunmaz. Retina ile göz akı arasında pigmentli damar tabakası (choroid) bulunur ki bunun da öne doğru uzantısı siliyer cisimcik ve irisi oluşturur. Göze gelen ışık, öncelikle, iki yüzeyi yaklaşık paralel olan kornea tabakasına geçer. Şekil 2.1'de gözün yapısı görülmektedir.

Korneadan sonra ön odacıkta bulunan göz suyu (aköz hümör) içinde ilerleyen ışınlar, iris ortasındaki dairesel aralıktan (pupilla) göz merceğine (kristal lens) girer. Göz merceği hücresel yapıdadır ve kırılma indisi dıştan içe doğru bir miktar büyür. Camsı cisimden geçen ışın damar tabaka üzerindeki fovea üzerine düşürülür. Fovea üzerine düşen görüntü baş aşağı haldedir. Beyinde görüntü düzeltilerek algılanır (Pehlivan 2004).



Şekil 2.1 Gözün Anatomisi (Pehlivan 2004).

2.2 GÖZ KASLARI

Gözün hareketi göz küresinin geometrisine bağlıdır. Göz; düşey, dikey ve burulma eksenini olmak üzere üç eksen üzerinde hareket eder. Bu eksenler ile göz küresi orta noktada birleşir. Göz hareketleri, altı adet göz kasının birbiri ile eş zamanlı kasılıp gevşemesi ile sağlanır. İnsan gözü gün içerisinde yaklaşık 100.000 göz hareketi yapmaktadır. Bu hareketlere rağmen göz kaslarının yorulmaya karşı dirençlidir. Göz kasları yapı olarak da diğer iskelet kaslarından farklıdır. Kasların sinir bağlantıları çok yoğundur. Göz kasları yüksek aktiviteye sahiptir ve çok mitokondri içerir. Göz kasları insan vücudunda en hızlı kasılan kaslar arasındadır (Wong 2007).

2.2.1 Kornea

Kornea gözün dış kısmında yer alan, saydam bir küreye benzeyen parlak kısımdır. Yaklaşık yarım milimetre kalınlığında ve 12 mm çapındadır. Gözün, gelen ışınları en fazla kırdığı odaklama işlevinin gerçekleştiği bölümdür. Kornea dıştan içe doğru epitel, stroma ve endotel olmak üzere üç katmandan oluşur. Epitelin kendini yenileme özelliği vardır. Bu katmanın bir özelliği de acı algılamayı sağlayan sinir uçlarını içermesidir (Vaughan 1995, Yanoff 1998).

2.2.2 Lens

Temel işlevi odaklama için ince ayar yapmak olan lens, gözbebeğinin arkasında yer alan şeffaf yapıdır. Bu işlevi, kasılma ve gevşeme şeklinde yapısını değiştirerek gerçekleştirir. Yakına bakışta bombeleşerek okuma gibi işlevlerin yapılmasını sağlar (Long 2001).

2.2.3 Gözbebeği (Pupil)

Gözbebeği irisin merkezindeki siyah bir daireye benzeyen deliktir. Gözün içi karanlık bir odacık gibi görev yaptığı için bu delik siyah gözükmektedir. Göz hekimleri göz bebeğinin arkasını görebilmek için özel bir aydınlatma sistemiyle bu odacığı aydınlatırlar (Vaughan 1995, Yanoff 1998).

2.2.4 İris

İris gözün rengini veren renkli tabakadır. Mavi, yeşil, kahverengi, ela gibi renklerde olabilir. Asıl görevi içerdiği kaslarla hareket ederek gözbebeğinin büyüklüğünü ayarlamaktır (Long 2001).

2.2.5 Retina

Retina göz küresinin arka kısmında damarlı bir tabakadır. Hareketli görüntüyü sinyallere çeviren yapıya benzer. Görevi kısaca kornea ve göz merceği tarafından üzerine düşürülen görüntüyü elektriksel sinyallere çevirmektir. Daha sonra bu sinyaller, görme siniri (optik sinir) yardımıyla beynin ilgili bölümüne iletilir. Retina görme işlevi açısından çok hayati bir öneme sahiptir (Vaughan 1995).

2.2.6 Optik Sinir

Gözden, beyine içinde tam 12×10^5 hat bulunan bir ağ yapısı bulunmaktadır. Retinaya düşen görüntüler buradaki hücreler tarafından elektriksel sinyallere ile beyin değerlendirilebileceği elektriksel bilgilere çevirmektir. Gözün görebilmesi için retinanın üzerinde oluşmuş görüntüyü tarif eden ve retina tarafından oluşturulmuş bilgi paketlerinin beyne iletilmesi gereklidir (Güven 2005).

2.2.7 Sklera

Gözün dışarıdan beyaz görünen kısmını tanımlayıp, gözün sağlamlığını ve şeklini oluşturur. Önde dışarıdan görülen deliğinde kornea altında iris ve göz bebeği bulunan ve arkada ise optik sinir ve göz içi damarlarından çıkan iki delikten oluşur. Sklera altı adet göz dışı kaslarla tutulur ve bu kasların sayesinde göze ışık giren kısım (göz bebeği) istenen yöne doğru çevrilebilir (Yanoff 1998).

2.3 GÖRME FİZYOLOJİSİ

Çevredeki ışık ve cisimlerin görüntüleri duyuşal retinadaki fotoreseptör hücreleri tarafından alınır. Bu işlem fotoreseptör dış segmentlerindeki bulunan vizüel pigmentler adı verilen yüzlerce disk şeklindeki yapılardan tarafından yapılır. Işığın etkisi ile ayrılan biyokimyasal maddeler membran potansiyellerinde yol açtığı değişiklik ile bir ateşleme yaratır. Bu elektriksel ateşleme, optik sinire, oradan korteksteeki görme merkezlerine gönderilir. Gözün bütün diğer komponentleri fotoreseptif işleme yardım etmekle görevlidir. Fotoreseptör, sürekli bir şekilde görüntüleri alır ve iletir. Retinada bu görüntülerin kalitesi artırılır ve özellikleri değiştirilir. Değişik polarizasyonda retina nöronal elementleri tarafından görsel çevredeki birçok özelliklere ait detaylı bilgiler olarak oksipital kortekse sunulur. Retina ve farklı bilgi işleme kapasitesine sahiptir. Retina bütün bu fonksiyonlarını nöronal elementler ve aralarında oluşturdukları sinaptik yapılar ve glia dokusu sayesinde sürdürür.

Normal bir gözde, görme keskinliği, kontrast görme, renkli görme, görme alanı, karanlık adaptasyonu, binoküler görme, derinlik hissi gibi birçok özelliklerin fizyolojik sınırlarda olması gerekir.

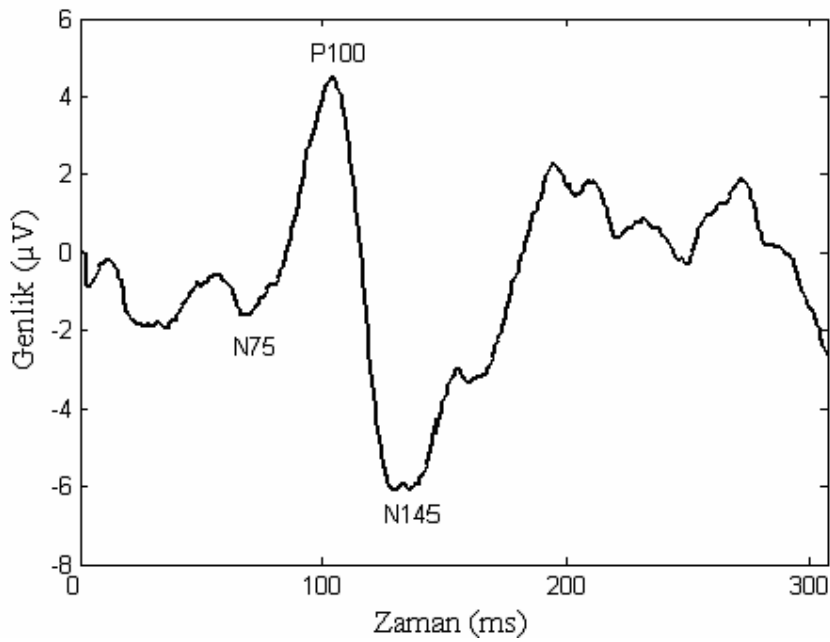
- Görme keskinliđi (uzak görme) gözden en fazla 6m uzaklıktaki cismi fark edebilme yeteneđidir. Görme keskinliđini ölçen eşellerdeki harf veya şekillerin ayırt edilmesi ile ölçülür.
- Kontrast görme, renklerdeki zıtlıđını fark edebilme yeteneđidir. Doğal çevredeki kontrast farklarını görmek önemli bir fonksiyondur.
- Renkli görme, insan gözü için algılanabilir dalga boyundaki ışık, yani görünebilir ışıktır. Renk görmeye yarayan kon reseptörleri, kısa, uzun, orta olmak üzere üç ayrı dalga boyundaki ışığa cevap verebilir. Uzun dalga boyu Doğadaki tüm renkler de ara renkler olarak farklı dalga boylarının fotoreseptörler tarafından algılanışına bađlıdır.
- Görme alanı, gözlerden herhangi birisinin sabit bir noktaya bakarken görebildiđi alanın tümüne denir. Görme keskinliđi tam olsa bile görme alanı 10 dereceden düşük olanlar görme özürlü sayılabilir.
- Derinlik hissi: Her iki gözün retinasında birbiri ile fonksiyonel olarak aynı olan noktaların algıladıkları görüntüler korteks tarafından birleştirilir ve tek görüntüye çevrilir. Aynı zamanda cisimlerin kenarlarında, iki ayrı gözün algıladığı görüntülerde küçük farklar oluşur bu fark derinlik hissini verir (URL- 1 2014).

2.4 ELEKTROFİZYOLOJİ

1848 yılında E. Reymond kornea ile retina arasında 6 mV'luk bir elektriksel potansiyel farkı olduğunu göstermiştir. 1865'de, aksiyon potansiyeli adı verilen, ışık etkisi ile retina elektriksel potansiyelinde oluşan deđişikliklerden bahsedilmiştir. İnsan üzerindeki ilk ERG kaydı 1877'de gerçekleştirilmiştir. 1908'de ve 1933'de, ERG' de a, b, c ve d bölgelerinden ve orijinleriyle ilgili çalışmalar yapılmıştır (Heckenlively 1991). Gözde, görme fonksiyonunu sađlayan sinir dokusu her an için elektriksel olarak aktiftir ve bu aktivite uyarılarla deđişmektedir. Retinanın elektriksel cevabı, retina içindeki sinirsel yapının karmaşıklığını yansıtmaktadır. Uygun elektrotlar yerleştirmek suretiyle her bir tabakada oluşan elektriksel cevap tiplerini kaydetmek mümkündür. Pigment epiteli ile fotoreseptörler arasındaki bu sabit doğru akım potansiyeline retinanın dinlenme potansiyeli adı verilir. Göz biliminde uygulanabilirliđi olan teşhise dayalı dört çeşit elektrofizyolojik yöntem vardır (Odom 2004). Bunlar; VEP, ERG, PERG ve EOG'dir.

2.4.1 VEP (Görsel uyarılmış potansiyel)

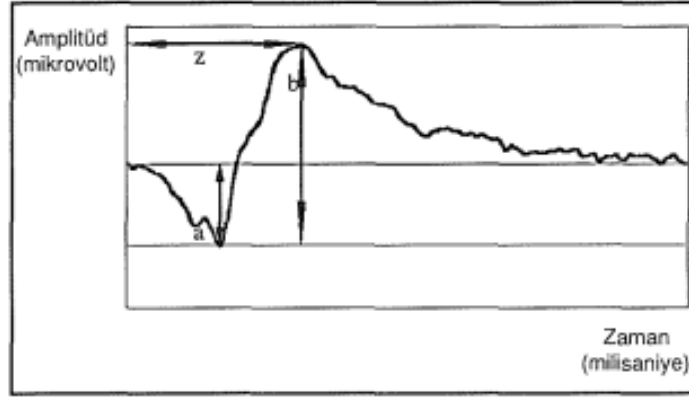
Çevreden gelen görüntüler gözün retina tabakasını uyarır. Görme yolları vasıtasıyla oluşan biyoelektrik, başın en arka kısmında yer alan beynin görme merkezine ulaşır ve uyarır. Burada oluşan çok küçük bir elektrik potansiyel, bu bölgenin üzerine yerleştirilen elektrotlarla tespit edilir. Bu dalgaların oluşum eğrisi veya dalganın şeklindeki ve genliğindeki değişiklikler kaydedilerek değerlendirilir. Bu değerlendirmeler sonucunda VEP, görme yollarının iletim kalitesini ortaya koyarak, bir patolojinin olup olmadığını, hakkında ipuçları verir (Güven 2005). Şekil 2.2’de örnek VEP sinyali görülmektedir.



Şekil 2.2 VEP sinyali (Güven 2005).

2.4.2 ERG (Elektroretinografi)

Elektroretinografi (ERG), retinanın uygun şiddetteki ışık ile uyarılması sonucu oluşan elektriksel cevabın kayıdır (Fishman1990). Bu cevap, ışığın sebep olduğu transretinal iyon (başlıca sodyum ve potasyum) hareketinin sonucu ortaya çıkmaktadır. Gözün aydınlık ve karanlık ortamlarda, beyaz ve renkli ışıklarla, değişik şiddetlerde uyarılması ile retinanın değişik katlarında ortaya çıkan biyoelektrik, kornea üzerine veya çok yakınına yerleştirilen hassas elektrotlar yardımı ile kaydedilir. Tipik bir ERG iki dalgadan oluşur. ERG örneği Şekil 2.3 gösterilmiştir. Başlangıçtaki negatif dalga "a" dalgası olarak adlandırılır ve fotoreseptör tabakasından köken alır. Takip eden pozitif dalga ise "b" dalgasıdır ve Muller ile bipolar hücrelerden kaynaklanmaktadır.

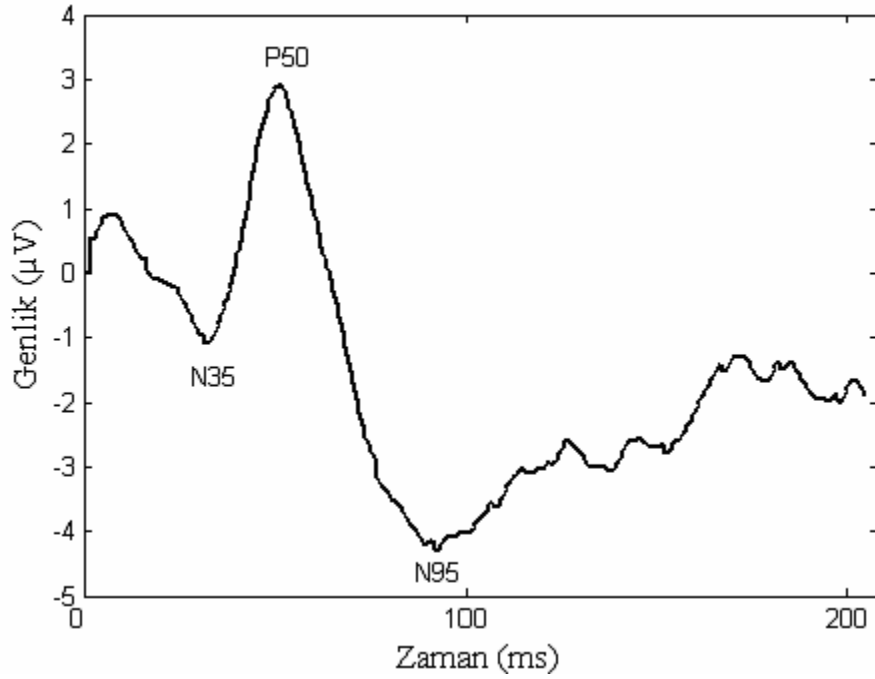


Şekil 2.3 ERG(Tatlıpınar vd. 2000).

Elde edilen dalga şekilleri ve voltaj büyüklükleri ölçülerek, retinanın klinik olarak ayırt edilmekte zorluk çekilen bir hastalığın tanınması veya teşhisi konulmuş bir hastalığın evresinin belirlenmesi ya da birbirine benzeyebilen hastalıkların ayırt edilmesi mümkün olur (Kocakulak 2013).

2.4.3 PERG (Patern Elektroretinografi)

Patern Elektroretinografi' de elektrotlar ERG'deki gibi bağlanır. Ancak PERG kaydında pupil genişletilmez. Desenler dama tahtasına benzeyen bir ekrandan izlenerek 250 kaydın ortalaması alınır. Göz kırpmaları sonucu değiştirebilir. Dama tahtası şeklinin aydınlık ve karanlık alanların değişimi, ganglion hücrelerinin uyarılmasını sağlar (Heckenlively 1991). Normal PERG yanıtı 3 dalga içerir. 35. milisaniyede oluşan ilk küçük negatif dalgadır. 50. milisaniyede oluşan ikinci dalga, büyük pozitif bir dalgadır. 100. milisaniyede oluşan üçüncü dalga büyük negatif bir dalgadır. PERG dalgalarının genlikleri 0.5-8 μ V arasında değişir. Dalga paterni uyarının sıklığına bağlıdır. Uyarı sıklığına göre geçici PERG veya sabit durum PERG adını alır (Fishman 1990). Şekil 2.4'te örnek PERG sinyali görülmektedir.



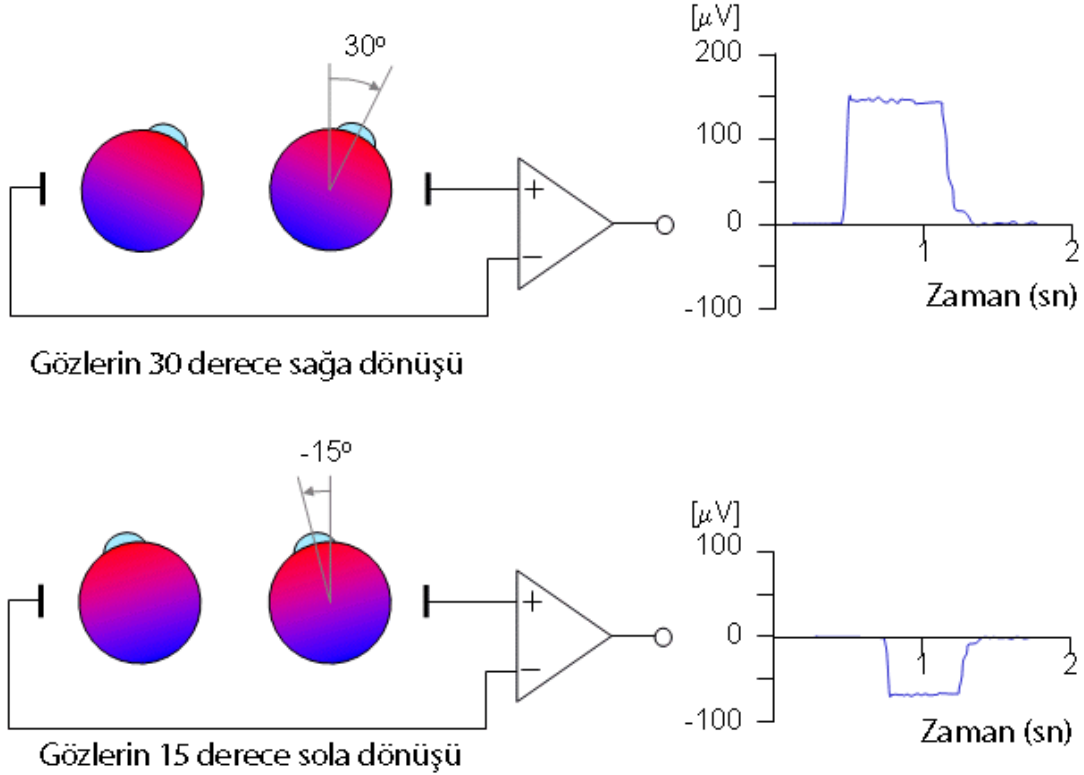
Şekil 2.4 PERG (Güven 2005).

2.4.4 EOG (Elektrookulografi)

EOG, retina pigment epiteli (RPE) ve fotoreseptörlerin kaynaklanan retinanın dinlenme potansiyelini kaydetmek için kullanılır. Bu metot, özellikle göz hareketini incelemek için kullanılmaktadır. EOG, negatif elektrik yüküne sahip kornea ile pozitif yük taşıyan retinanın arasındaki istirahat potansiyelini ölçen, elektrofizyolojik bir yöntemdir. Gözlerin hareketleri bir dipol kaynağı oluşturduğundan dolayı ölçülebilir. Gözlerin hareketleri EOG'nin ana uygulamasıdır. Gözler dinlenme halindeyken elektrotlar aynı potansiyeldedir ve hiçbir potansiyel fark oluşmaz. Gözün sağa doğru olan hareketi bir potansiyel farka neden olur, hareketin yönündeki elektrot diğer elektrota göre daha pozitif olur. Gözün sola doğru olan hareketi de bir potansiyel farka neden olur, hareketin yönündeki elektrot diğer elektrota göre daha negatif olur. Sağa ve sola bakışta meydana gelen durumlar Şekil 2.5'te gösterilmiştir. Sinyalin ölçülmesi hastanın birbirinden farklı iki noktaya bakması ve aynı anda EOG kaydının yapılması ile sağlanır (Malmivuo and Plonsey 1995).

EOG'nin göz hareketlerini algılamada avantajları ve dezavantajları mevcuttur. En büyük dezavantajı kornea retinal potansiyelinin sabit olmayıp, yavaş bir şekilde değişmesidir. Sıklıkla bir ölçümleme ihtiyacı vardır. Ek zorlukları da kaslarda oluşan sorunlar ve metodun doğrusal olmayışıdır. Avantajları hastaya olan bağlantının azlığı ve hastayı çok az rahatsız etmesidir.

Daha da ötesi metodun tam karanlıkta ve hastanın gözünün kapalı olduğu durumlarda uygulanabilir olması büyük avantajdır (Malmivuo and Plonsey 1995).

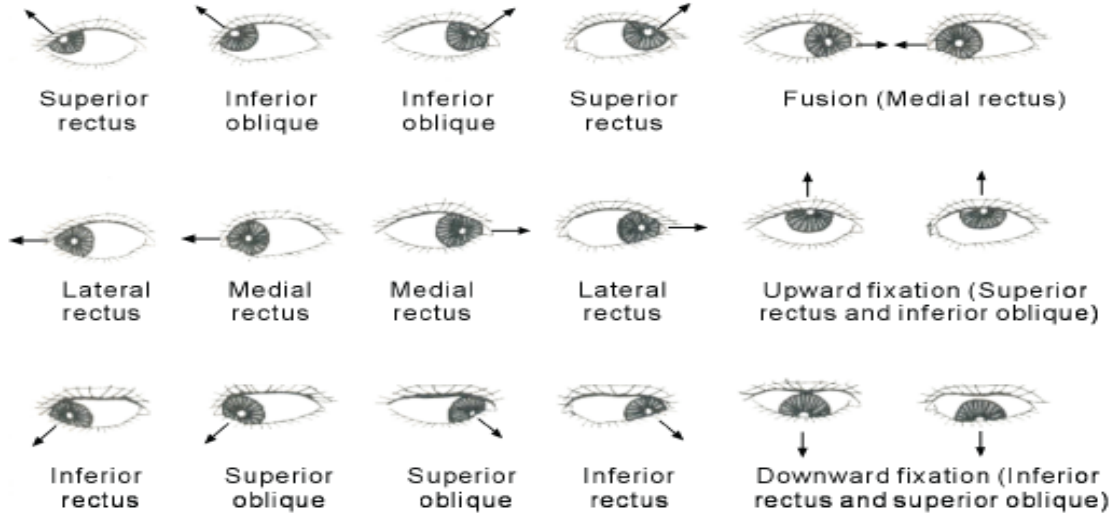


Şekil 2.5 Gözlerin sağa ve sola dönüşünde alınan EOG kaydı (Malmivuo and Plonsey 1995).

EOG sinyali görmede azalma olup olmadığını anlamak için kullanılır. Diğer göz sinyalleri (ERG, PERG ve VEP) ile birlikte hastalıkların teşhisinde yardımcı olmaktadır. EOG sinyali PERG ve VEP sinyalleri ile birlikte kullanılarak optik sinir göz hastalığı, PERG sinyalleri ile birlikte kullanılarak maküla hastalığı, ERG sinyalleri ile birlikte kullanılarak fotoreseptör hücrelerinde oluşan bazı hastalıkların belirlenmesinde rol oynar.

EOG de retinanın fotokimyasal ve biyokimyasal aktiviteleriyle ilgili en dış tabakaların fonksiyonel durumu değerlendirilir. Retina pigment epiteli ile çubuk ve koni hücreleri arasında var olan dinlenme potansiyeli üzerindeki aydınlık ve karanlık etkisi saptanır. Normal gözde bu potansiyel yaklaşık 6 mV tur. Bu yüzden göz, elektriksel olarak korneası pozitif, fundusu negatif olan bir batarya gibi kabul edilebilir. Korneo fundal potansiyel, fotoreseptörler ve pigment epitelinden oluştuğu için bu tabakalarda ortaya çıkan anatomik, metabolik ve biyokimyasal değişiklikler ile farklılık gösterebilir (Bahill et al. 1975). Gözlerin en önemli hareketleri gözleri görüş alanının soyut bölümüne sabitleyen hareketlerdir. Bu sabitleme mekanizması, oksipital korteksin görüş alanı tarafından kontrol edilir. Görüş

sabitlenmesi, hedefi retina ortasındaki alanı kilitleyebilir. Obje görüntüsü fovea'nın ortasından fovea'nın kenarına doğru hareket edince obje görüntüsünü geri fovea ortasına getirmek için refleks tepki, göz kasları tarafından düzenlenir (Aydın ve Akova 2001). Şekil 2.6' da bu göz kasları verilmiştir.



Şekil 2.6 Yönlere göre göz hareketleri ve onlara karşılık gelen kaslar (Ardıç 2009).

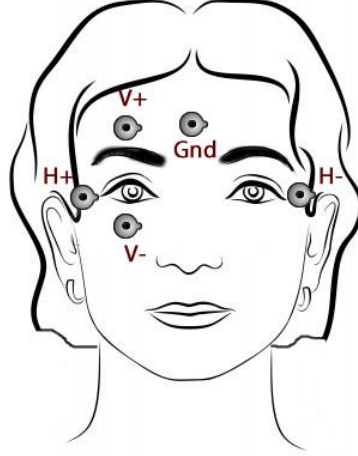
2.5 EOG ANALİZİ

EOG'de korneofundal istirahat potansiyelindeki artışa bağlı olarak oluşan değişiklik ışık yükselmesi olarak kabul edilir. Işık yükselmesi Arden formülü ile yüzde olarak ifade edilir (Eşitlik 2.1).

$$Işık \ yükselmesi = \frac{LP (Aydınlık \ Tepe \ Noktası)}{DP (Karanlık \ Tepe \ Noktası)} \times 100 \quad (2.1)$$

2.6 EOG ÖLÇÜMÜ YAPILIRKEN ELEKTROTLARIN YERLEŞİMİ

Elektrotlardan yatay kanal olanları sol ve sağ gözün 1 cm yanlarına, dikey kanal elektrotları ise gözün yukarısına ve altına yerleştirilir. Toprak olarak kullanılan elektrotlar ise alın bölgesine yerleştirilir. Şekil 2.7’te elektrotların yerleşimi verilmiştir.



Şekil 2.7 Elektrotların yerleşimi.

2.7 EOG İŞARETLERİNİN ÖLÇÜLMESİ VE EOG KAYDI

2.7.1 Sinyallerin Ölçülmesi

Gözün ön kutbu ile arkası arasında sürekli var olan bir elektriksel potansiyel farkını ölçmek için çeşitli cihazlar mevcuttur. Retina pigment epitel tabakasından doğan bu potansiyel, göz hareketleri ile değişir. Gözün iç ve dış köşelerine yerleştirilen elektrotlar vasıtasıyla ölçüm yapılır. Dijital kayıt sistemleri, algılanan analog sinyallerin sayısal sinyallere dönüştürülerek bilgisayar ortamına aktarılması, sinyallerin monitörize edilmesi, verilerin saklanması ve bunların kâğıt üzerine aktarımı, en önemlisi de verilerin anında analiz edilmesi olanağını sunmakta olan Biopac MP45, 2 kanallı veri toplama sistemi içerir (URL- 2 2014).

Sistemde yatay ve dikey göz hareketlerinin eş zamanlı ölçümünde iki devre vardır. Göz sağa, sola, yukarı ve aşağı hareket edince karşılık gelen kas gücü de değişecektir. Beş kat kazançlı bir yükselteç takımı EOG sinyallerine ait tek kutuplu komponentleri toplamak için ön yükselteç olarak uygulanır. İzolasyon devresinin fonksiyonu, sinyali ve hat güç kaynağını izole etmektir.

Bant geiren filtrenin bant geniřlięi 0,05-30 Hz arasındadır. Yükseltme kat sayısı 50 olan bir yükselte zayıf bir sinyali büyüterek geirebilir. Daha sonra da EOG sinyalleri doğrudan doğruya osiloskop veya ekrana iletilebilir (GATA 2007).

2.7.2 EOG'yi Etkileyen Faktörler

EOG ölçümleri pek ok etkenden etkilenebilmektedir. Bunlar; Elektrot yerleşimi veya temas yüzeyi bağlantısı, Göz ıkıklıkları, Ortam ışıklandırmasının şiddeti, Göz hareketlerinin hızı, yaş ve cinsiyet olarak tanımlanabilmektedir. EOG kaydı analiz edilirken ifade edilen etkenlerin durumuna dikkat edilerek alınması ölçüm doğruluęu açısından önemlidir.

2.8 EOG ELEKTROTLARI VE JELLER

İnsan derisi bireysel farklılık içeren bir dirence sahiptir. Bu nedenle elektrotlarla ölçüm yaparken kaliteli ve net ölçüm yapabilmek amacıyla deri yüzeyindeki direncin azaltılması gerekmektedir. Bu bağlamda, ölçüm ortamı araçları için elektrot jelleri kullanılmaktadır. Bu jeller deri yüzey direncini azaltmaktadır. Kimi elektrotlar tek kullanımlık, kimisi ise ok kullanımlıktır. Bu nedenle elektrot kullanımı sonrasında ya elektrotlar atılır veya üzerindeki jel atıklardan temizlenmelidir.

BÖLÜM 3

YAPAY ZEKÂ YÖNTEMLERİ VE İSTATİSTİKSEL PERFORMANS ANALİZİ

3.1 YAPAY SİNİR AĞLARI

Karmaşık nöronal bağlantılara sahip insan beyninin davranışının açıklanması bilim için önemli bir hedef olmuştur. Buradan hareketle, nöron hücresinin basit modelinin ortaya konulmasından günümüze YSA modeli pek çok alanda önemli bir araç olarak kullanılmıştır. Beynin paralel işlem ve genelleme yeteneklerini model alan YSA veriler yardımı ile girdilerden hızlı sonuçlar oluşturabilmektedir. Bu durum öğrenme olarak tanımlanmaktadır. Günümüzde, YSA farklı topolojik veya sezgisel yapılarına göre pek çok mühendislik ve TIP probleminde kullanılmaktadır.

3.1.1 YSA'nın Tarihsel Gelişimi

McCulloch ve Pitts (1943), beyin hücresinin en temel matematiksel modelini tanımlamıştır. Tanımlanan modelde yapay hücre, kendine gelen bilgiyi eşik değeri yardımıyla iletmekte veya sönmlemektedir. Hebb (1949), aynı anda ateşleyen birden çok sinir hücresinin aralarındaki bağlantının sinaptik gücünün artması gerekliliği vurgulayan bir öğrenme kuralı ortaya koymuştur. Bu kural günümüzde pek çok öğrenme kuramının temelini oluşturmuştur (Hebb 1949). Rosenblatt (1959), McCulloch ve Pitts'in modelini geliştirerek algılayıcı (Perceptron) adını verdiği matematiksel sinir hücresini tanımlayıp, günümüz YSA modellerinin temelini oluşturmuştur (Rosenblatt 1959). Algılayıcı, kendisine gelen sinyali girdi ağırlığıyla ile güçlendirerek -1 ile 1 arasında çıkış üretmektedir. Widrow ve Hoff ADALINE (1960), "Adaptive Linear Model" olarak isimlendirdikleri uyarlamalı doğrusal yapay nöron modelini ve bu yapay nöronların oluşturduğu MADALINE (Multiple ADALINE) modelini önermiştir (Widrow and Hoff 1960). Bu model kullanılarak ses ve karakter tanıma gibi işlemler gerçekleştirilmiştir (Anderson 1986). ADALINE yapay hücresi, algılayıcı modelinden farklı olarak delta öğrenme kuralını kullanmaktadır. Hücresel yapı beklenen ve hesaplanan çıkış değerlerini birbirine yaklaştırmaya çalışılmaktadır (Widrow and

Hoff 1960). Miksy ve Paperttek (1969) katmanlı algılayıcı ağının XOR problemini çözemediği ortaya koymuş ve buradan hareketle YSA bilimsel ilgisini yitirmiş ve çalışmalar durma noktasına gelmiştir (Minsky and Papert 1969).

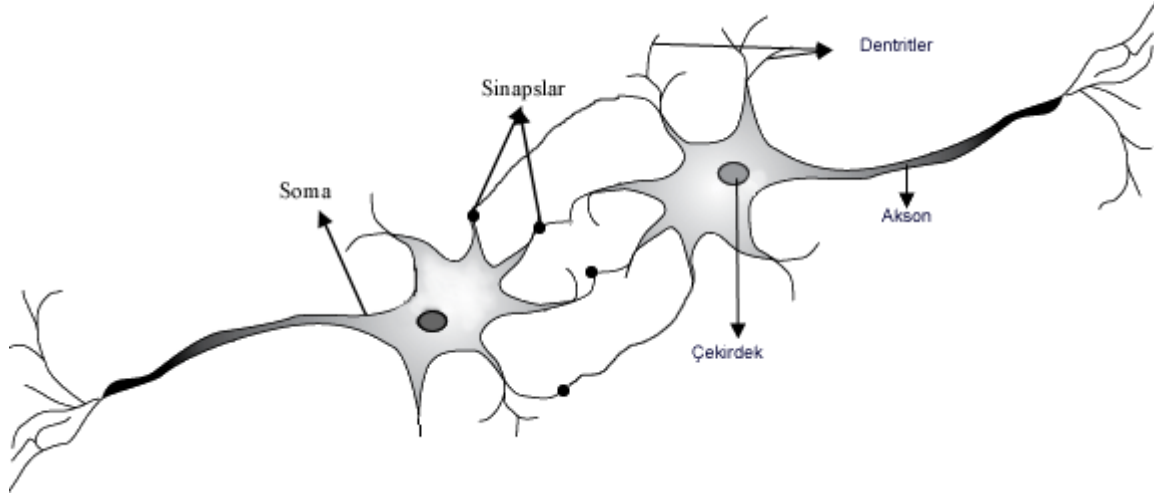
J.J.Hopfield (1982), tek katmanlı geri beslemeli bir ağ modeli oraya koymuştur. Optimizasyon problemlerini çözebilen bu ağ Hopfield ağı olarak isimlendirilmiştir (Hopfield 1982). Bu ağ yapısal olarak, tek katmanlı ve geri dönüşümlü bir ağıdır. Burada hücreler arası bağlantılar enerji fonksiyonu olarak saklanmaktadır. Bu dönemde Hopfield ağlarıyla birlikte YSA çalışmaları hız kazanmış ve Grossberg (1986), ART(Adaptive Resonance Theory) Uyarlanabilir Rezonans Teorisi isimli yeni bir YSA modeli önermiştir (Grossberg 1986). ART insan beyninin hızlı öğrenebilme ve olayları kararlı bir şekilde hatırlayabilme özelliğini kullanan ve geliştiren bir kuramdır (Westmacott 2000).

Aynı yıllarda, Kohonen (1984), SOM (Self-Organizing Maps) özdüzenleyici haritalar olarak tanımlanan YSA modelini geliştirmiştir. Model çok boyutlu girdiler yardımıyla nöronları yarıştırmakta ve kazanan nöronların çıkış üretmesini sağlayan bir algoritmaya sahiptir (Kohonen 1984). Sonraki süreçte Rumelhart ve arkadaşları (1986), ileri yönlü YSA'da çıkış hatasını nöronlar arasında geriye doğru yayarak azaltan Geri Yayılımı algoritmasını önermiştir (Rumelhart and Mc Clelland 1986). Geri yayılım öğrenme algoritması pek çok YSA uygulamasında temel öğrenme algoritması olarak kullanılmaktadır. Bu algoritmanın en önemli problemi olan yavaş yakınsama problemine çözüm olarak, En Küçük Karesel optimizasyon için önerilmiş olan Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması kullanılabilir. Günümüzde ise hızlı öğrenme yeteneğinden dolayı İleri Yönlü Yapay Sinir Ağlarında (İYYSA) GYA algoritmasına tercih edilmektedir. Bu nedenle hazırlanan tezde YSA modellerinde Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması kullanılmıştır (Levenberg 1944, Marquardt 1963).

3.1.2 Biyolojik Sinir Ağı ve Nöron

Biyolojik sinir ağı sistemi, 10 milyardan fazla sinir hücresinin birbiri ile bağlantısından oluşmaktadır. Ağ içerisindeki bir sinir hücresi soma, akson ve dentrit olarak isimlendirilen yapılardan meydana gelmektedir. Basit olarak soma, hücre çekirdeği, çekirdekçik ve stoplazmik sıvıdan oluşmaktadır. Dentritler, lifli yapıları ile diğer hücrelerin dentritleriyle bağ oluşturabilmekte ve bu bağ yapısı ile diğer nöronlardan gelen elektriksel bilgiyi somaya

iletmektedir. Akson ise somadan çıkan tek lifli yapıdan ibaret olup, somadan gelen elektriksel bilgiyi akson uçları yardımıyla diğer hücelere taşımaktadır. Nöron hücre yapısı Şekil 3.1’de gösterilmiştir.



Şekil 3.1 Biyolojik Sinir hücresi.

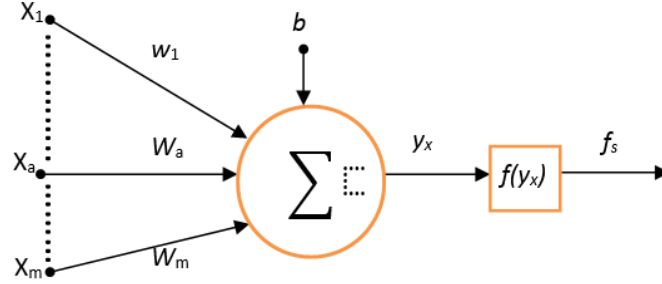
Sinir hücreleri birbirleri ile “sinaps” olarak isimlendirilen bağlantı elemanlarıyla bağlantı kurmaktadır. Sinapslar ile nöron hücreleri, diğer nöron hücreleriyle bağlantı oluşturabilmektedir. Burada, dentritler yardımıyla alınan bilgi somada toplanmakta, elde edilen elektriksel bilgi hücre eşik seviyesinin üzerinde ise nöron ateşlemektedir. Bu durumda oluşan elektriksel potansiyele aksiyon potansiyeli ismi verilmektedir. Ateşleyen nöron hücresi bilgiyi aksiyon potansiyelleri olarak akson üzerinen sinapslar ile bağlandığı diğer nöron hücrelerine aktarmaktadır. Birden çok nöron hücresi sinaptik bağlantılar ile nöronal ağ sistemlerinin oluşturmaktadır. Biyolojik olarak bilgi nöronlar arası sinaptik bağlantıların durumuna göre saklanmaktadır. Sinaptik bağlantılar yardımıyla nöronlar arası bilgi dağıtımı, öğrenme süreci olarak isimlendirilmektedir.

3.1.3 YSA’da Kullanılan Kavramlar

İnsan beyni deneyimleri yardımıyla genelleme yapabilen bir kontrol organıdır. Buradan hareketle matematiksel olarak tanımlanan yapay sinir ağları da bu davranışı modellemektedir. Kendisine sunulan örnekler yardımıyla genelleme yapabilme yeteneğine sahiptir. Yapısal olarak bir YSA, yapay nöronlar(işlem birimi) ve işlem birimleri arasında kurulan bağlantılardan ibarettir. Nöronların bağlantı şekilleri ağ topolojilerini oluşturmaktadır. Topolojik yapıda bir öğrenme algoritması kullanılarak nöronların davranışları matematiksel olarak tanımlanmaktadır.

3.1.3.1 İşlem birimi(Nöron)

İşlem birimi, biyolojik nöron hücrelerinin davranışına benzer şekilde, kendine gelen bir veya daha fazla girdiyi toplar, eşik değerine göre bilginin iletimine karar veren paralel işlem elemanıdır. İşlem birimi yapısı şekil 3.2’de gösterilmiştir.



Şekil 3.2 İşlem birimi yapısı.

İşlem birimi dışarıdan veya birden fazla işlem biriminden x_1, x_a, \dots, x_m , şeklinde n adet giriş alabilmektedir. Bu girişler bağlantı ağırlıklarına göre hücre davranışında etkili olmaktadır. Hücreye gelen girdi ağırlıkları sırasıyla w_1, w_a, \dots, w_m , şekilde ifade edilmektedir. Biyolojik sinir hücresinde olduğu gibi 1 olarak tanımlanmakta fakat bu eşik değeri de işlem birimini rastgele tanımlanan bir ağırlıkta etki etmektedir. Bu nedenle b ile eşik değerinin etki ağırlığı tanımlanmaktadır. İşlem birimi somada olduğu gibi kendisine gelen girdileri toplam fonksiyonu yardımı ile birleştirmektedir. YSA işlem birimine ait toplam fonksiyonu tanımlı eşitlik 3.1’deki gibi ifade edilmektedir.

$$y_x = \left[\sum_{t=1}^m x_t w_t \right] + b \quad (3.1)$$

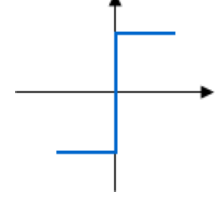
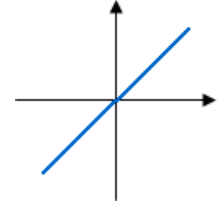
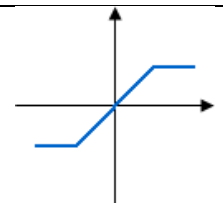
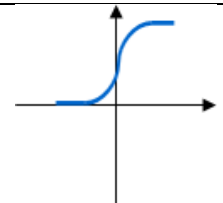
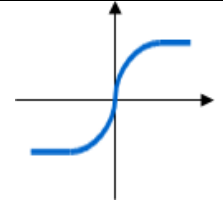
İşlem birimi çıkışı, bir aktivasyon fonksiyonu yardımıyla belirli bir davranışa yakınsanmaktadır. Böylece hücresel davranış betimlenmiş olacaktır. Bir yapay işlem biriminin net çıkışı eşitlik 3.2’de ifade edilmiştir.

$$f_s = f(y_x) \quad (3.2)$$

3.1.3.2 Aktivasyon Fonksiyonları

YSA lineer olmayan problemin çözümlerinde beklenen çıkışa yakınsama yapabilmek için aktivasyona fonksiyonuna ihtiyaç duymaktadır. Bu nedenle çözümlenecek problemin türüne göre YSA nöronları için aktivasyon fonksiyonu önemli bir parametredir. Doğrusal olmayan problem çözümleri problem türüne göre farklı aktivasyon fonksiyonu ihtiyacı doğurmuştur. Zaman içerisinde, yapılacak işe göre işlem biriminde farklı aktivasyon fonksiyonları ortaya konulmuştur. Genel olarak bunlar içerisinde; birim basamak, doğrusal, rampa, sigmoid ve hiperbolik tanjant fonksiyonları yaygın olarak kullanılmaktadır. Kullanımı yaygın bu aktivasyon fonksiyonları Tablo 3.1’de gösterilmiştir.

Tablo 3.1 Aktivasyon Fonksiyonları.

Birim Basamak		Bipolar: $f(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0 \\ -1, & \text{if } x < 0 \end{cases}$
Doğrusal		$f(x) = nx$
Doygun Doğrusal		$f(x) = \begin{cases} +l, & x \geq l \\ x, & x < l \\ -l, & x \leq -l \end{cases}$
Sigmoid		$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$
Hiperbolik Tanjant		$f(x) = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1}$

3.1.3.3 Katmanlar ve Ağırlık Kavramı

YSA topolojilerinde ağ kavramı, işlem birimlerinin birbirleri arasında oluşturdukları farklı bağlantı türlerine göre değişiklik arz etmektedir. Kimi durumlarda ise işlem birimleri paralel işlem yapabilecek şekilde gruplar oluşturabilmektedir. Bu grupsal yapılar katman denilen paralel işlem düzenlerini oluşturmaktadır. Dış dünyadan girdi alan grup yapısına girdi, dış dünyaya bilgi çıkışı sağlayacak grup yapısına ise çıkış katmanı ismi verilmektedir. Devamında çıkış ile giriş arasındaki yakınsama sürecini gerçekleştirecek olan grup düzeni ara katman olarak tanımlanmaktadır. Probleme göre bir yâda biden fazla sayıda ağ yapısında bulunabilmektedir.

İşlem birimleri arasında var olan bağlantılar bilgiyi bağlantı ağırlıklarına göre diğer işlem birimine iletmektedir. Bu bağlamda öğrenme süreci bağlantı ağırlıklarının çıkış hatasını minimize edecek şekilde değiştirilmesi ile gerçekleştirilmektedir.

3.1.4 Yapay Sinir Ağlarının sınıflandırılması

YSA, karmaşık bir yapı bütünü olması nedeniyle farklı özelliklerine göre sınıflandırılabilir. Örnek olarak yapay nöron ağı, topolojik yapısına, öğrenme algoritmasına veya uygulama alanına göre sınıflandırılabilir.

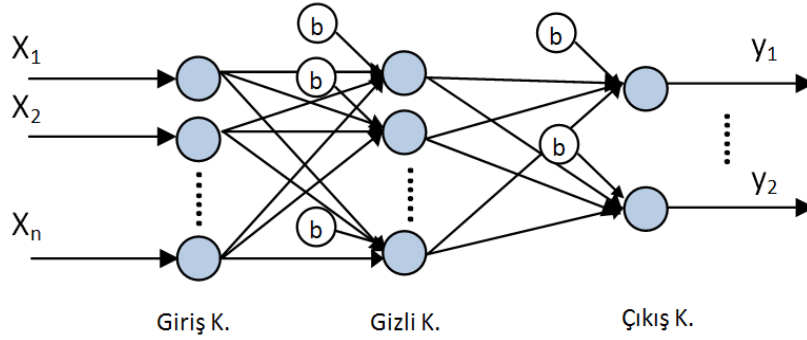
3.1.4.1 Yapısal (Topolojik) sınıflandırılma

Yapısal sınıflandırma nöronların bağlantı yönlerine göre yapılmaktadır. Topolojik yapı, İleri yönlü ve geri dönüşümlü YSA yapıları olarak ele alınmaktadır (Güven 2005).

3.1.4.1.1 İleri yönlü ağ yapısı

Katmanlı olarak gruplandırılan işlem birimlerinin giriş katmanından başlayarak ara katman ve çıkış katmanına doğru ileri yönlü olarak bağlandığı ağ yapısı olarak bilinmektedir. Bu tip topolojide bağlantısal bir geri dönüşüm söz konusu değildir. Bilgi giriş katmanından çıkış katmanına doğru beklenen çıkışa yakınsaması için işlem birimleri tarafından işlenerek aktarılır. Süreç sonunda ise çıkış katmanından dış dünyaya aktarılır. Beklenen çıkıştan uzak yakınsamalarda hata hesabı yapılarak öğrenme süreci kontrol edilmektedir. Burada bir katmanın çıkışı diğer katmanın girdisi olmaktadır. İleri yönlü ağlara örnek olarak, Çok

katmanlı algılayıcı model, MADALINE ve LVQ ağları gösterilebilir. En yaygın kullanılan İleri belemeli ağ topolojisi örneği Şekil 3.3'te gösterilmiştir.



Şekil 3.3 İleri yönlü ağ topolojisi (Erkaymaz 2012).

3.1.4.1.2 Geri dönüşümlü ağ yapısı

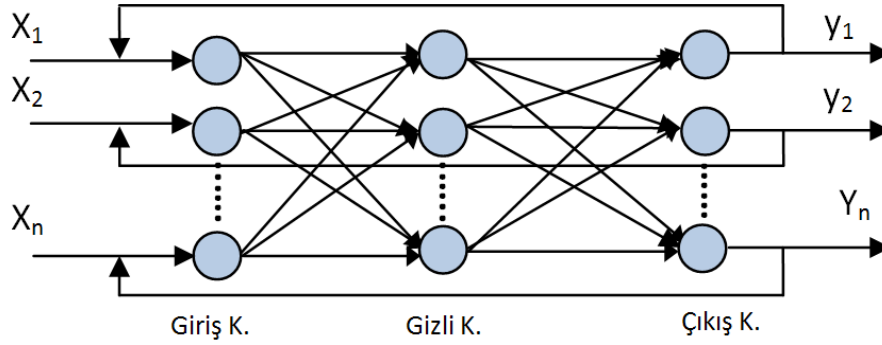
Geri dönüşümlü ağlarda, işlem birimlerinin çıktıları belirli durumlarda geri bildirim yapabilecek şekilde girdi olarak kullanılmaktadır. Bu geri dönüşüm yapısı, tam geri dönüşümlü veya kısmi geri dönüşümlü olarak 2 türlü gerçekleştirilebilir.

Tam Geri Dönüşümlü Ağlar: İleri yönlü bağlantılarının yanında, rastgele tanımlanmış geri dönüşüm bağlantılarına sahip ağlardır. Ağın bütün bağlantıları öğrenme sürecine dâhil edilmektedir.

Kısmi Geri Dönüşümlü Ağlar: Ağın tüm işlem birimleri geri bildirim bağlantılarına sahip değildir. Burada sadece temel işlem birimlerinin yanında, içerik elemanı olarak isimlendirilen ek işlem yapıları geri bildirim bağlantılarına sahiplerdir. İleri yönlü bağlantılar eğitilebilirken, içerik elemanı bağlantıları eğitilememektedir. İçerik elemanları, ara katman işlem birimlerinin geçiş durumlarını daha sonra kullanılmak üzere saklamak (hafıza) durumundadır. Bu nedenle geri dönüşüm için saklanan önceki durumları girdi olarak kullanırlar. Bu işleyiş süreci dinamik bellek özelliği olarak kabul edilmektedir.

Geri dönüşümlü ağlarda öğrenme, işlem biriminin önceki ve şuan ki durumuna göre gerçekleşmektedir. Bu nedenle bu tip ağ yapılarında zaman gecikmesi gerçekleşmektedir. Bu durum endüstriyel alanda zaman gecikmesine ihtiyaç duyan dinamik sistemlerde kullanılabilir. Geçmişten günümüze geri pek çok geri dönüşümlü ağ modeli ortaya

konulmuştur. Bunlara örnek olarak Hopfield, SOM, Elman ve Jordan ağları sayılabilir (Öztemel 2003). Şekil 3.4’te geri dönüşümlü ağ örneği gösterilmiştir.

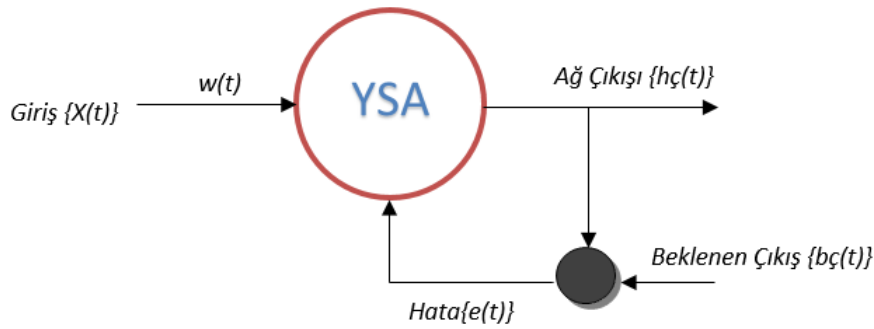


Şekil 3.4 Geri dönüşümlü ağ topolojisi (Erkaymaz 2012).

3.1.4.2 Öğrenme algoritmasına göre sınıflandırma

3.1.4.2.1 Danışmanlı öğrenme

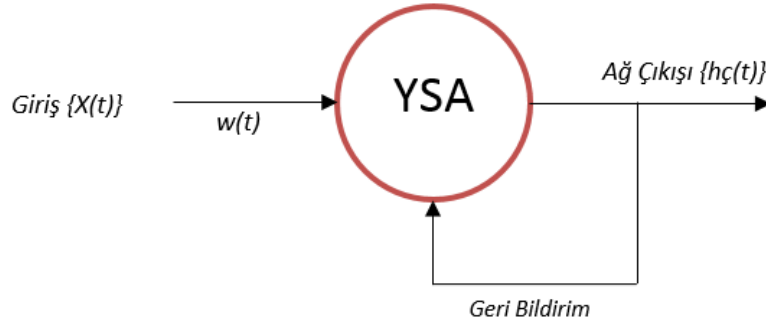
Ağın Eğitimi işleminde, önceden hazırlanan bir veri seti ağa eğitim amaçlı verilmekte ve verilen girdilere karşılık çıkışlar hesaplanmaktadır. Beklenen çıkışlar ve hesaplanan çıkışlar kullanılarak hata hesaplanmaktadır. Hata oranı danışman tarafından belirlenen sınıra kadar ağırlıklar üzerine yansıtılarak düşürülmektedir. Kabul edilir hata oranına ulaşıncaya ağın eğitimi sonlandırılacaktır. YSA uygulamalarında en yaygın kullanılan öğrenme süreci olarak karşımıza çıkmaktadır. Danışmanlı öğrenmeye en iyi örnek: Widrow ve Hoff (1960) tarafından önerilen delta ve Rumelhart ve Mc Clelland (1986) geliştirilen geri yayılım algoritmasıdır. Danışmanlı öğrenmenin blok diyagramı şekil 3.5’te gösterilmiştir.



Şekil 3.5 Danışmanlı öğrenme blok diyagramı.

3.1.4.2.2 Danışmansız öğrenme

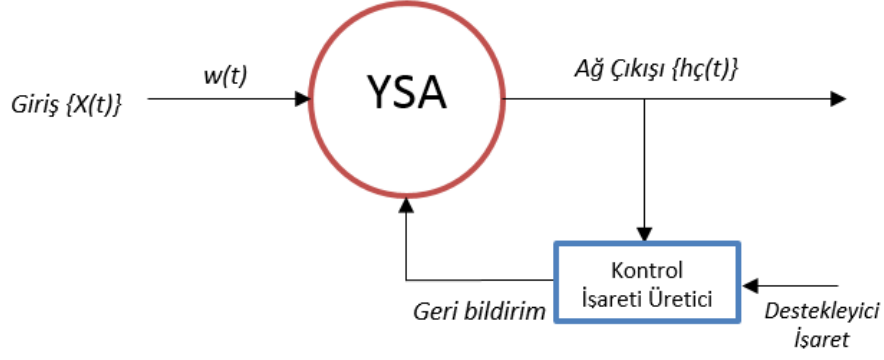
Eğitim sürecinde, veri seti hazırlığında sadece girdiler oluşan bir yapı ağa sunulmaktadır. Beklenen çıkışlar öğrenme sürecinde kullanılmamaktadır. YSA ağa sunulan girdiler arasında parametresel ilişkiler kurarak öğrenme algoritmasını kendisi organize etmektedir. Bu tip öğrenme süreci yapısal olarak sınıflandırma problemlerinde kullanılmaktadır. Örnek olarak Kohonen (1984) tarafından önerilen SOM ve Carpenter ve Grossberg (1988) tarafından geliştirilen Adaptif Rezonans Teorisi (ART) bu tip öğrenme yapısına örnek olarak sunulabilir. (Carpenter and Grossberg 1988) Danışmansız öğrenmeye ait blok diyagramı şekil 3.6’te gösterilmiştir.



Şekil 3.6 Danışmansız öğrenmenin blok diyagramı.

3.1.4.2.3 Destekleyici öğrenme

Danışmanlı öğrenmeye bezer bir öğrenme algoritmasıdır. Farkı ise eğitim süresinde hesaplanan çıkış ile beklenen çıkış karşılaştırılır ve hata hesaplanmaz. Hata hesabının yerine sonuç doğru veya yanlış ise durum bilgisi geri bildirimle ağa tekrar sunulmaktadır. Bu durum bütün çıkışlar doğrulana kadar devam ettirilebilmektedir. Mühendislikte kontrol amaçlı problemlerin çözümünde kullanımı yaygındır. Destekleyici öğrenmeye örnek olarak; Boltzman Makinesi (Hinton and Sejnowski 1983) LVQ (Learning Vector Quantizer) Ağı (Kohonen 1985) ve Genetik Algoritmalar gösterilmektedir (Bayır 2006). Destekleyici öğrenmeye ait blok diyagramı şekil 3.7’de gösterilmiştir.



Şekil 3.7 Destekleyici öğrenme blok diyagramı.

3.1.5 Uygulama Alanına Göre Sınıflandırma

3.1.5.1 Çevrim içi (Online) Öğrenme

Bu tür YSA yapılarında eğitim süreci çalışma boyunca devam etmekte ve ağ gerçek zamanlı çıktılar ortaya koymaktadır. Ağ otonom olarak çıkış performansını artırmak zorundadır. Kohonen ve ART ağ modelleri bu öğrenme yapısına örnektir (Haykin 1994).

3.1.5.2 Çevrim dışı (Offline) Öğrenme

Çok yaygın kullanılan öğrenme sürecidir. Burada YSA eğitilmeden önce en uygun veri seti hazırlanır ve model sonra bu veri seti kullanılarak eğitilmektedir. Eğer ağın yeniden eğitimi söz konusuysa, ağın çalışması durdurulur ve ağ zenginleştirilmiş veri seti ile tekrar eğitilir ve sonra çalışmasına devam etmektedir. Delta öğrenme kuralı bu tip öğrenmeye örnek verilebilir (Öztemel 2003).

3.1.6 YSA Öğrenme Kuralları

YSA öğrenme kuramlarının temeli Donald Hebb (1949) tarafından önerilen Hebb kuralı oluşturmaktadır. Zaman içerisinde bu kural kullanılarak yeni öğrenme kuramları ortaya konulmuştur. Yaygın bilinen öğrenme kuralları aşağıda açıklanmıştır.

Hebb Kuramı: Donald Hebb tarafından önerilmiş olan bu kuram, bağlı iki nöron çiftinin aynı anda ateşlemesi durumunda bu iki nöron arasındaki bağlantı ağırlığının güçlendirilmesi esasına dayanmaktadır. Sonuç olarak veri iletimi için nöron çiftlerinin bağlantı ağırlığının artırılması işlemi ile gerçekleştirilmektedir (Hebb 1949).

Hopfield Kuralı: Geri bildirimli ağlarda kullanılan Hebb öğrenme kuramı olarak bilinmektedir. İşleyiş sürecinde, aynı zamanda ateşleyen nöron çiftleri arasındaki bağlantı ağırlığının artırılması veya azaltılması sürece bağlı olarak değişmektedir (Öğütücü 2006). Nöron çiftleri $-1/1$ gibi ikili çıkışlar üretmektedir. Eğer er iki nöronda ateşlemişse çıkış pozitif olmaktadır. Hopfield ağlarında kullanılmaktadır (Hopfield 1988).

Delta Kuralı: Hebb öğrenme kuramının gelişmiş formudur. Ağ çıkışı ile beklenen çıkış arasında delta olarak ifade edilen bir fark hesaplanmakta ve elde edilen bu delta değeri geri doğru ağırlık güncellemesi için kullanılmaktadır. Sonuç olarak güncellenen ağırlıklarla çıkış hatası (ortalama karesel hata) azaltılmaya çalışılmaktadır. Geriye yayılma işlemi ilk katmana kadar devam etmektedir. Delta kuramı, en küçük ortalama kareler (LMS) öğrenme algoritması olarak da bilinmektedir (Widrow and Hoff 1960).

Eğim Düşümü Kuralı: Delta kuramına öğrenme katsayısının yanında yerel minimumlara takılmayı önlemek amacıyla bir oransal sabitin eklendiği kuramdır. Burada öğrenim süresinde hata maliyet fonksiyonunun en küçük değeri aranmaktadır. Böylece hatanın eğimi hesaplanarak küçük adımlarla geriye doğru yayılmakta ve öğrenme süreci gerçekleştirilmektedir (Haykin 1994).

Kohonen Kuralı (Kohonen 1984), Daha çok Özdüzenleyici haritalar (Self-Organizing Maps-SOM) ve Vektör Kuantalamalı Öğrenme (Learning Vector Quantization-LVQ) ağlarında kullanılmaktadır. Kuramın temeli n boyutlu bir girdi vektörünü bir boyutlu bir çıktı vektörüne dönüştürebilmektir. Öğrenme süreci, Kohonen katmanındaki nöronların birbirleriyle yarışarak kazanan nöronların çıktı katmanına bilgi iletimine dayanmaktadır. Kazanan nöron Girdi vektörü ile her bir nöronun çıktı (Dede 2008) vektörü arasındaki Öklid mesafesine göre belirlenmektedir. Hesaplanan Öklid mesafesi çok küçük olan nöronlar yarışmayı kazanmaktadır. Sadece kazanan ve komşu nöronlarının ağırlıkları değiştirilmektedir (Dede 2008). Komşuluk sınırları eğitim süresinde değişmektedir. Kohonen öğrenme algoritması sınıflandırma problemlerinde çok yaygın kullanılmaktadır.

3.1.7. Algılayıcı Ağ Modeli

Çok katmanlı algılayıcı model (Rumelhart and Clelland 1986) YSA uygulamalarının temel topolojik yapısını oluşturmaktadır. İleri yönlü bir YSA yapısına sahiptir. Literatürde yaygın kullanılan YSA topolojisidir.

3.1.7.1 Algılayıcı model

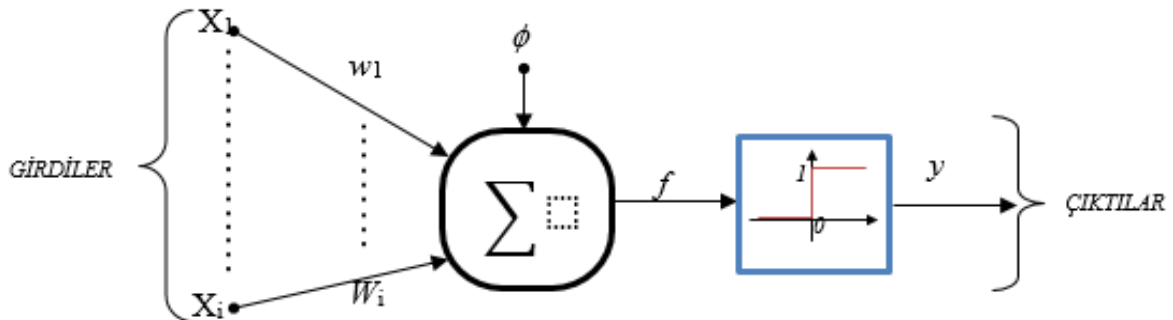
Rosenblatt (1959) tarafından önerilen algılayıcı model, lineer ayrıştırılabilen örüntü uzayını sınıflandırabilmek amacıyla önerilen bir algoritmadır (Rosenblatt 1959). Model matematiksel olarak, eşik fonksiyonu ve girdilerin ağırlıklarla ölçeklendirildiği bir topolojiye sahiptir. Nöron x (x_1, x_2, \dots, x_i) uzayında dışarıdan girdiler ile bilgiyi almaktadır. Alınan ağırlıkları ile değerlendirilerek bir eşik değeri yardımıyla toplanmaktadır. İşlem sonucu bir toplam fonksiyonu f elde edilmektedir. Algılayıcı model toplam fonksiyonu ifadesi eşitlik 3.7'de gösterilmiştir.

$$f = \left(\sum_{t=1}^i x_t w_t \right) + \phi \quad (3.7)$$

f fonksiyonu hesaplandıktan sonra nöron, aktivasyon fonksiyonu ile bilgiyi iletecektir. Algılayıcı modele ait aktivasyon işlemi eşitlik 3.8'de ifade edilmiştir.

$$y = \begin{cases} 1, & \text{Eğer } f \geq 0 \\ 0, & \text{Eğer } f < 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

Bir algılayıcı modele ait blok diyagramı şekil 3.8'de gösterilmiştir.



Şekil 3.8 Algılayıcı yapısal modeli.

Algılayıcı model çevrim dışı öğrenme algoritmasına sahip bir topolojiyi kullanmaktadır. Burada veri seti eğitim ve test için rastgele ayrılarak algılayıcıya sunulmaktadır. Eğer işlem sonucu istenilen çıkışa sahip değilse, öğrenme sürecinde ağırlıklar aşağıdaki gibi ayarlanmaktadır.

$$W(t+1) = W(t) + \alpha (b_{\zeta}(t) - h_{\zeta}(t)) x(t) \quad (3.9)$$

Burada $y(t)$, algılayıcı çıkışıdır. Öğrenme katsayısı α , $[0, 1]$ aralığında değişen bir sayıdır. t , iteratif olarak öğrenme sürecinde, ağırlık hesap adımını tanımlamaktadır. Örnekler algılayıcıya sunulmakta ve algılayıcı beklenen çıkışı (b_{ζ}) ile hesaplanan çıkışı arasında fark var ise ağırlık vektörü eşitlik 3.9'da gösterildiği gibi değiştirilmektedir. Eğer $h_{\zeta}(t) = b_{\zeta}(t)$ ise ağırlıklar değiştirilmez ve algılayıcı eğitimini tamamlamıştır.

3.1.7.2 İleri Yönlü YSA Topolojisinde Geri Yayılım Algoritması

Çok katmanlı algılayıcı model, birden fazla algılayıcı modelin gruplandırılarak, katmanlı yapıya dönüştürülmesi ile elde edilmiştir. Katmanlı algılayıcı grupları ileri doğru olarak birbirine bağlanmaktadır. sigmoid ve hiperbolik tanjant fonksiyonları aktivasyon fonksiyonu olarak yaygın kullanılmaktadır. Genel kullanım topolojisi 3 katmanlı olarak bilinmektedir. Bu topoloji bir giriş katmanı, bir çıkış katmanı ve bir veya daha fazla gizli(ara) katman içermektedirler. Ara katman ve çıkış katmanı işlem birimleri önceki katmanın bütün işlem birimlerinden girdi alarak ileri doğru bağlanmaktadır. Girdi katmanı kendine gelen giriş vektörünü olduğu gibi ara katmana iletmektedir. Ara katman ve çıkış katmanındaki her bir işlem birimi kendine gelen bilgiyi eşitlik 3.1'de ifade edildiği işlemektedir. İşlem birimleri toplamı alınan bilgiyi aktivasyon fonksiyonundan geçirerek bir sonuç bilgisini sonraki işlem birimine aktarmaktadır. Çıkış katmanı işlem birimlerinin çıktıları ile beklenen çıkışlar arasındaki fark hata olarak hesaplanmaktadır. Bu hata bilgisi eşitlik 3.10'da gösterilmiştir.

$$e = (b_{\zeta_t} - h_{\zeta_t}) \quad (3.10)$$

Orada, t , anlık örnek durumunu ifade etmektedir. b_{ζ} , beklenen çıkış ve h_{ζ} , ağ çıkışını göstermektedir. Kimi durumlarda çıkış hataları negatif değer almakta veya sıfır çıkabilmektedir. Bu nedenle ağ çıkış hatası karesel hata ile ifade edilmektedir. Ağ hatası eşitlik (3.11)'deki gibi hesaplanmaktadır.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n e^2 \quad (3.11)$$

Orada, E , ortalama karesel hatayı, n , çıkış katmanı nöron sayısını ve e , nöronların çıkış hatalarını göstermektedir.

Geriye Yayılım Öğrenme Süreci: hata hedeflenen değerden büyükse, geriye doğru türevi alınarak ağırlıkların güncellenmesi amacıyla dağıtılacaktır. Bu süreç öncelikle ara katman ile çıkış katmanı arasında, sonra ise ara katmanlar arası veya ara katman giriş katmanı arasında gerçekleşmektedir.

Çıkış katmanı ile ara katman arası işlemler:

k . gizli katman nöronu ile z . çıkış katmanı nöronu arasındaki ağırlık W_{kz} ile ifade edildiğinde, $t+1$ durumunda ağırlıkların yeni değeri eşitlik (3.12)'deki gibi ifade edilmektedir.

$$W_{kz}(t+1) = W_{kz}(t) + \Delta W_{kz}(t) + m\Delta W_{kz}(t) \quad (3.12)$$

$$\Delta W_{kz}(t) = \alpha y_k \delta_z(t) \quad (3.13)$$

$$\delta_z(t) = y_z(t)[1 - y_z(t)]e \quad (3.14)$$

Orada, m , momentum katsayısını ΔW_{kz} , herhangi bir zamandaki ağırlıktaki değişimi ifade etmektedir. α , öğrenme katsayısını, y_k , gizli katman k . nöron çıkışını, δ_z çıkış katmanı z . nöronunun türevi alınan maliyet hatasını ve y_z çıkış katmanı z . nöron çıkışını ifade etmektedir.

Ara katmanlar arası veya ara katman giriş katmanı arasındaki işlemler:

$$W_{ik}(t+1) = W_{ik}(t) + \Delta W_{ik}(t) + m\Delta W_{ik}(t) \quad (3.15)$$

$$\Delta w_{ik}(t) = \alpha x_i(t) \delta_k(t) \quad (3.16)$$

$$\delta_k(t) = y_k(t)(1 - y_k(t)) \sum_{z=1}^l \delta_z(t) w_{kz}(t) \quad (3.17)$$

Eşitlik 3.15-17'de; m , momentum katsayısını, w_{ik} , ara katmanlar arası veya ara katman girdi katmanı arası bağlantı ağırlıklarını, Δw_{ik} , herhangi bir zamandaki ağırlıktaki değişim

miktarını, α , öğrenme katsayısı, x_i , giriş katmanı i . nöron çıkışını, δ_k , ara katman k . nöron türevi alınan çıkış maliyet hatasını ifade etmektedir. y_k , ara katman k . nöron çıkışını, l , sonraki katman nöron sayısını, δ_z , sonraki katman türevi alınan maliyet hatasını, w_{kz} , ara katman ve çıkış katman arası ağırlıkları ifade etmektedir.

3.1.7.3 İleri Yönlü YSA topolojisinde Levenberg-Marquard Algoritması

Geri yayılım algoritmasının yavaş yakınsama problemine çözüm olması ve aynı zamanda doğrusal olmayan en küçük kareler minimizasyon problemine çözüm olması için önerilen hızlı öğrenme sağlayan bir algoritmadır. İYYSA'nda en hızlı öğrenme algoritması olarak kullanılmaktadır. Bu bağlamda hazırlanan tezde bu yöntem YSA fazında kullanılmıştır.

$E(t)$ 'nin ağ çıkış maliyet fonksiyonu olarak aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

$$E(t) = \sum_{i=1}^n e_i(t)^2 = \|f(t)\|^2 \quad (3.18)$$

$$e_i(t) = (b\zeta(t) - h\zeta(t)) \quad (3.19)$$

Eşitlikte, n örnek sayısı için karesel hata e_i ile ifade edilmektedir. Ağırlıkların güncelleştirilmesi eşitlik 3.20 'de ki gibi ifade edilmektedir. Eşitlikte δ ağırlık güncelleme vektörünü ifade etmektedir.

$$w(t+1) = w(t) + \delta \quad (3.20)$$

Ağ çıkış hatalarının hata eğim vektörlerinin hesaplanması eşitlik 3.22 ile gerçekleştirilmektedir. Ayrıca Hessian matrisi ise eşitlik 3.21 ile hesaplanmaktadır.

$$H = j^t j \quad (3.21)$$

$$H + \lambda \delta = j^t E \quad (3.22)$$

Orada, yaklaşık olarak elde edilen Hessian matrisini, λ , Levenberg sönümleme faktörünü tanımlar ve her iterasyonda değiştirilebilmektedir. I , ise birim veya tanımlama matrisidir. J sistemin Jacobian matrisidir. Jacobian matrisi elde edilen vektörel hata değerlerinin ağırlık

ağırlıklarına göre 1. dereceden kısmi türevlerinden oluşan yapıdır. Aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial F(x_1, w)}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial F(x_1, w)}{\partial w_W} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial F(x_N, w)}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial F(x_N, w)}{\partial w_W} \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

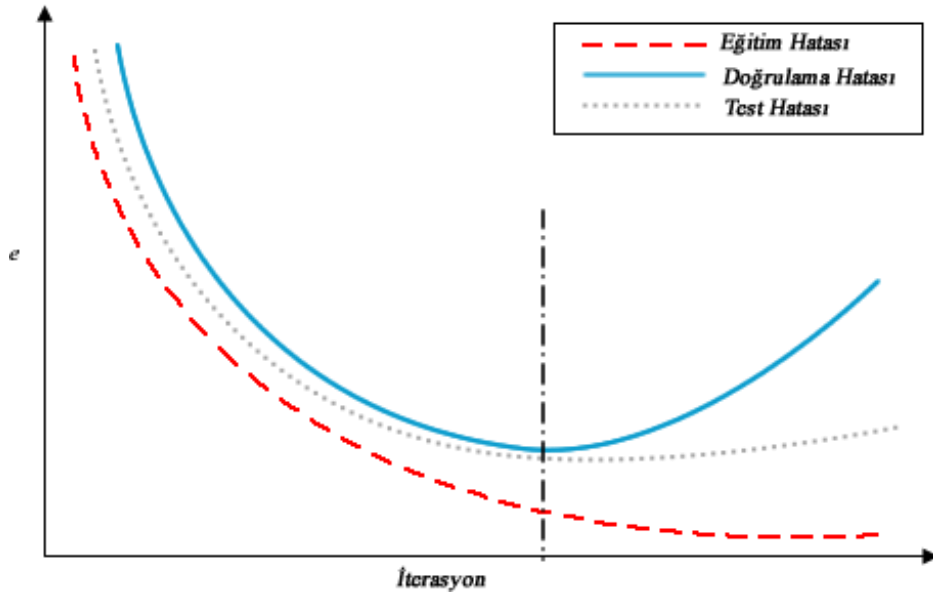
Orada, $F(x_i, w)$ w ağırlık vektörü kullanılarak elde edilen i . girdi vektörü için ağ fonksiyonudur. w_j , j . bağlantıya ait ağırlık vektörünü tanımlamaktadır.

LM algoritması özet olarak aşağıdaki gibi çalışmaktadır:

1. Başla
2. Zincir kuralı veya sonlu farklar yöntemi ile Jakoben(Jacobian) matrisi hesapla.
3. Çıkış hatası ve Jakoben matrisi kullanılarak hata eğimini bul
 $g = J^t E$
4. Hessian matrisi hesapla
 $H = J^t J$
5. Eşitlik $(H + \lambda I)\delta = g$ ile ağırlık güncelleme vektörü hesapla (δ)
6. δ ile ağırlıklar güncelle
7. Toplam ağ hatası tekrar hesapla
8. Eğer Toplam hata > Önceki Toplam hata,
 - a. Ağırlık güncellemesini geri al, bir ayarlama faktörü ν (10) ile λ , Levenberg sönümlenme faktörünü artır ve adım 5'e git.
 - b. Değilse; ayarlama faktörü ν (10) ile λ , Levenberg sönümlenme faktörünü azalt ve
9. Adıma Git
9. Son

3.1.8 Çapraz Doğrulama Metodu ve N Kat Çapraz Doğrulama Yöntemi.

Çevrim dışı öğrenme kullanan YSA işlemlerinde en büyük sorun veri setinin tasarımı aşamasında ortaya çıkmaktadır. Çünkü Veri setinin ne kadarının eğitim ve ne kadarının test için ayrılacağı belirli değildir. Bu durum öğrenme sürecinde aşırı öğrenme veya ezberleme problemlerine sebebiyet vermektedir. İterasyonel süreçte aşırı ezberleme sorunu Şekil 3.9'da gösterilmiştir.



Şekil 3.9 Eğitim sürecinde aşırı ezberleme süreci.

Ezberleme probleminin çözümü olarak Çapraz Doğrulama (N Kat Çapraz doğrulama) metodu ortaya konulmuştur (Geisser 1975). Bu yöntem sayesinde veri seti tasarım probleminin önüne geçilmiştir. Metot tüm veri setinin eğitim sürecine dâhil edilmesini amaçlamakta ve böylece eğitim veri setinin doğrulanması sorununun önüne geçilmektedir. Veri seti N parçaya bölünmekte ve rastgele bir parça test için, geriye kalan N-1 parça ise eğitim için kullanılmaktadır. Elde edilen veri setleriyle ağ eğitilir ve test hatası hesaplanmaktadır. Sonra parçalar sırayla değiştirilerek aşırı eğitim hataları hesaplanmaktadır. Bu süreç N defa tekrar edildikten sonra aşırı öğrenme eğilimi tespit edilmektedir (Hastie et al. 2001).

3.2 BULANIK MANTIK (FUZZY LOGIC)

Bulanık mantık bir yapay zekâ uygulaması oluşturma prensibidir. Bulanık mantığın temeli sözel ifadelerle dayanır. Sözel ifadelerin bilgisayarda kodlanması, bulanık kümeler kuramı ve bulanık mantık olarak adlandırılır. Bulanık mantık, klasik mantıktan farklı olarak (0,1) olmak üzere iki seviyeli değil, [0, 1] aralığında çok seviyeli işlemleri ifade etmektedir (Türk 2006).

Klasik yaklaşımda bir varlık kümenin ya elemanıdır ya da elemanı değildir. Matematiksel yaklaşım olarak eğer elemanı ise '1' elemanı değil ise '0' ile ifade edilir. Bulanık mantıkta ise her bir varlığın üyelik derecesi vardır. Varlıkların üyelik derecesi, (0, 1) aralığında herhangi bir değer olabilir (Başbuğ 1994).

Bulanık mantık kavramı ilk kez 1965 yılında California Berkeley Üniversitesinden Prof. LotfiA. Zadeh tarafından ortaya atılmıştır (Zadeh 1978). Zadeh' e göre gerçek dünyada bir kümenin(uzayın) elemanları arasındaki ilişkiler kesin olarak tanımlanamamaktadır. Bundan dolayı, sözü edilen kümede ortaya atılan problemler kolaylıkla çözülememektedir. Bulanık küme teorisinin ortaya atılmasından sonra, Zadeh yayınladığı çalışmalarında, bulanık küme teorisinin, en büyük yaklaşımla insanın karar verme sistemini modelleyebilecek yeterlilikte olduğu fikrini ortaya atmıştır (Şen2001).

Bulanık mantığın kilit kavramını 1974 yılında Mamdani tarafından bir buhar makinesinin bulanık denetiminin gerçekleştirilmiştir. 1980 yılında bir Hollanda'da bir şirket çimento fırınlarının denetimi için bulanık mantık yöntemini uygulamıştır. Sonraki yıllarda Fuji elektrik şirketi su arıtma alanları için bulanık mantık yöntemini kullanmıştır. 1987 yılında ise Hitachi takımı tarafından tasarlanan Japon Sendai metrosu denetleyicisi çalışmaya başlamıştır. Böylece metroda daha rahat bir seyahat, düzgün bir yavaşlama ve hızlanma sağlamıştır.1989 yılında Omron şirketi Japonya'da yapmış olduğu bulanık denetimle depolama, tekrar etme ve bulanık sonuçlarını elde etmek için kullanılan (RISC) bilgisayara dayalı olan çalışmaları tanıtmıştır. Bu tarihten sonra önemi gittikçe artarak günümüze kadar gelen bulanık mantık, belirsizliklerin anlatımı ve belirsizliklerle çalışılabilmesi için önemli bir yöntem olmuştur. Bilindiği gibi istatistikte ve olasılık kuramında, belirsizliklerle değil kesinliklerle çalışılır ama insanın yaşadığı ortam daha çok belirsizliklerle doludur (Elmas 2003).

Bulanık mantık denetim sistemlerinde kurallarının tanıtımı genellikle daha kolay ve basittir. Genel olarak bulanık mantık denetleyiciler daha az kural ile yüksek performans sağlamaktadırlar. Problemin analiz edilmesi ve tanımlanması, kümelerin ve mantıksal ilişkilerin oluşturulması, mevcut bilgilerin bulanık kümelere dönüştürülmesi ve modelin yorumlanması bulanık mantık işlemlerinin aşamalarıdır. Bulanık mantık problemi çözüme götürüp götürmeyeceğine karar verilebilmek için birden fazla koşul kullanılır. Sonucun doğruluk oranını ve verilerin belirlilik ölçüleri de bu koşullara dâhildir. Bulanık Mantık denetiminde ilk yapılması gereken çözülecek problemin bu yaklaşım için doğru bir seçenek olup olmadığına karar vermektir. Eğer sistemin davranışı karmaşık ve matematiksel işlem gerektiriyorsa, bulanık mantık yaklaşımı uygulanabilir. Aksi durumda bulanık mantık uygulaması ile elde edilen sonuçlar hatalı olabilir (Kosko 1997). Üyelik işlevi ile sistemin her bir çıkış ve giriş değişkenleri tanımlanmalıdır. Üyelik işlevinin sayısı sistemin davranışına bağlı olmakla birlikte, aynı zamanda tasarımcı seçimine de bağlıdır. Kaç tane kural gerektiğine tasarımcı karar verir.

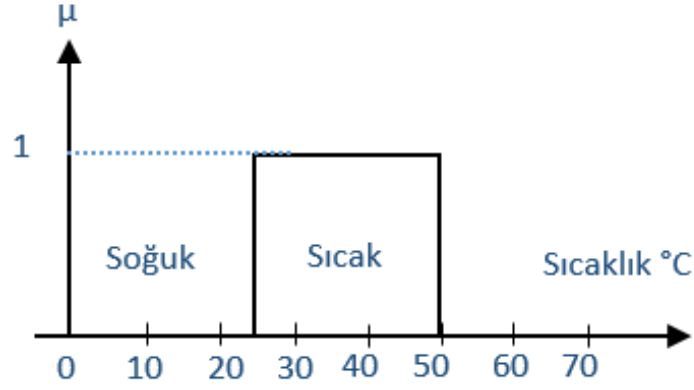
Bulanık mantık kuramının en büyük özelliği sayılardan çok dilsel değişkenlerin kullanılmasıdır. Bu dilsel değişkenler bir insanın göz önünde bulundurduğu kavramları temsil eder ve sonuçların incelenmesi genellikle sembole dayalıdır. İşlenen verilerin belirsiz, eksik, yanlış ve hatta çelişkili olduğu durumlarda da bulanık mantık sonuç verir. Bulanık mantık çok karmaşık bir problemi tamamen çözmesede etkili metotlar geliştirir. Bulanık mantık algoritması tecrübeye bağlı bilgi gerektirir.

3.2.1 Bulanık Küme Kuramı ve Bulanık Mantık

Klasik mantık anlayışı açısından bir eleman A kümesine ait değilse A' kümesine aittir. Örneğin bir elma kırmızı değilse klasik mantığa göre A' kümesine ait olur. Fakat bulanık mantıkta eğer elma tam olarak yeşil olmayıp kırmızıya yakın bir renk ise o A kümesinin elamanıdır. Bu durumda en fazla kırmızı olan elmanın değeri 1 yeşil olanın ise 0 kabul edilir. Çünkü bulanık mantık bu değerler arasında değişmektedir (Ross 1995).

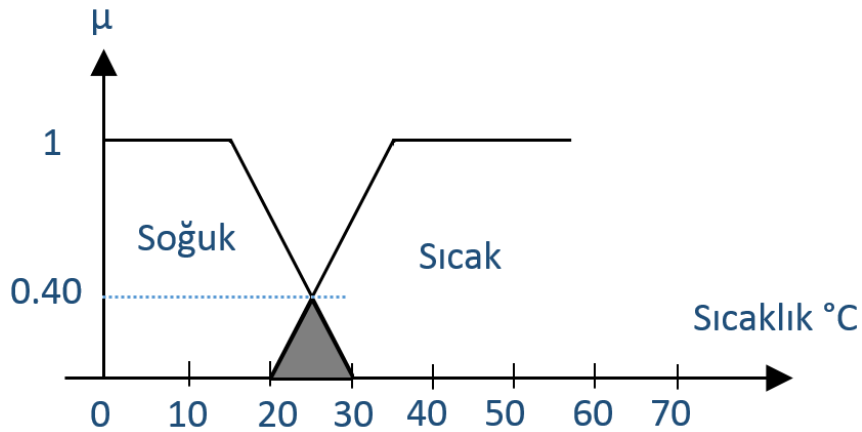
Başka bir deyişle klasik kümelerde elemanların üyelikleri $\{0,1\}$ değerlerini alır. Bulanık mantık, insanın günlük yaşantısında nesnelere verdiği kavramları kullanır, dolayısıyla insan davranışlarını taklit eder. Yani bir odanın sıcaklığı ile yorum yapılması gerektiğinde sıcak, az sıcak, soğuk, çok soğuk gibi dilsel değişkenler kullanır. Şekil 3.10'de klasik kümelere örnek

verilmiştir. Sıcaklığın 25°C'nin altına düştüğü düşünülürse sıcak değildir. Yani 24.8°C, 25°C'ye çok yakın bir değer olsa bile sıcak değildir. Görüldüğü üzere bu mantığın hiç bir esnekliği yoktur. Gerçek dünyada ise sınırlar daha esnektir. Eğer, denetleyicideki fiziksel büyüklüklerin dahil olduğu kümeler birbirlerinden böyle keskin sınırlarla ayrılırsa sistem çıkışında ani değişiklikler görülebilir.



Şekil 3.10 Klasik küme işlemi.

Bulanık kümelerde ise elemanların üyelik dereceleri $[0, 1]$ arasında sonsuz sayıda değişebilir. Bunlar üyelik dereceleriyle oluşan bir kümedir. Klasik kümelerdeki soğuk-sıcak, hızlı-yavaş, aydınlık-karanlık gibi sınırlı değişkenler, bulanık mantık da biraz soğuk, biraz sıcak, biraz karanlık gibi esnek niteleyicilerle yumuşatılarak gerçek dünyaya benzetilir. Şekil 3.11'de bulanık kümeye örnek yapı verilmiştir. Burada 35°C sıcak kümesine üyedir ve üyelik derecesi 1 olarak tanımlanır, 20-50°C derece arasındaki sıcaklıkların ise üyelik dereceleri 0 ile 1 değerleri arasında değişecektir. Başka bir ifade ile örneğin 21°C az sıcak, 30°C biraz sıcak olarak değerlendirilecektir. 25°C'yi oda sıcaklığı kabul ederek, soğuk bulanık kümesi oluşturulduğunda Şekil 3.11 elde edilir (Türk 2006).



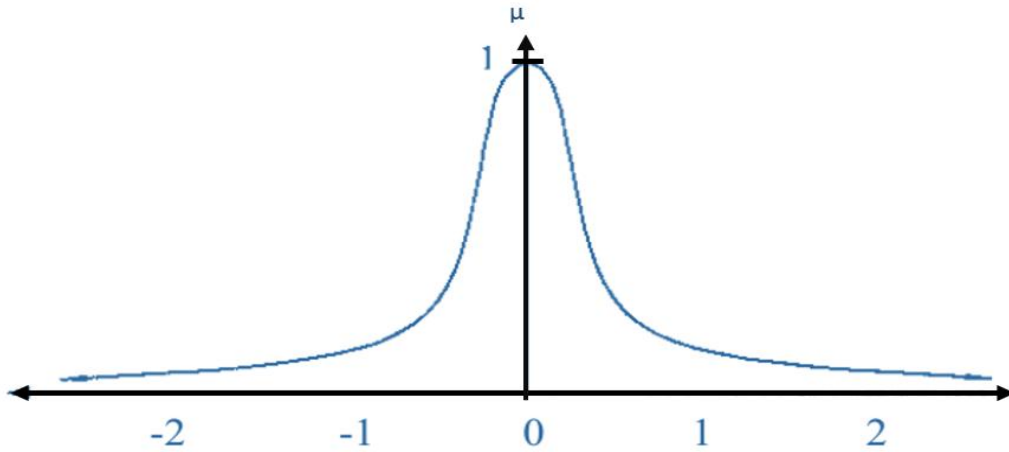
Şekil 3.11 Bulanık küme işlemi.

Şekil 3.11.'de görüldüğü gibi, 25 °C 0,4 üyelik derecesi ile hem sıcak bulanık kümesine, hem de soğuk bulanık kümesine aittir. 20 ile 30 derece arasındaki değerler hem sıcak hem de soğuk kümesine aittirler. Her iki kümenin kesişimi ise bulanık kümelerin örtüşümü olarak adlandırılır. Bulanık mantıkta herhangi bir $x \in X$ 'e $[0, 1]$ kapalı aralığında bir üyelik derecesi belirlenir. Klasik mantıkta ise keskin kümeler ait olduğu evrensel kümenin her bir elemanına 1 veya 0 değerini atayarak, o elemanın kendisiyle ilişkisini belirtirler. Bir nesne 1 değerini alırsa kümenin elemanı, 0 değerini alırsa kümenin elemanı değildir.

X evrensel kümesinde tanımlanan, bulanık küme A için f_A üyelik fonksiyonu şöyle ifade edilir;

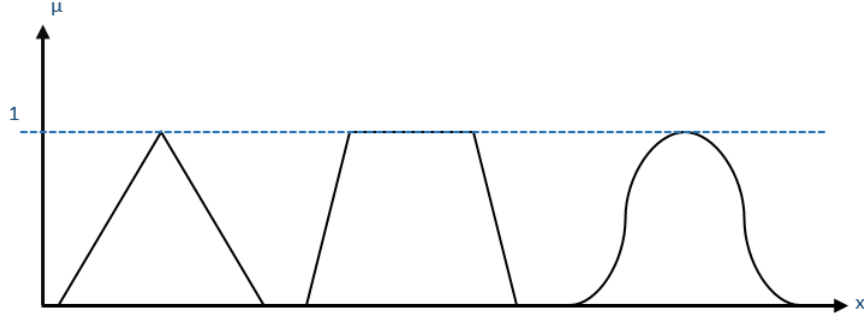
$$\mu_A: x \rightarrow [1, 0]$$

μ_A üyelik derecesi $[0,1]$ kapalı aralığında gerçek bir sayıyı göstermektedir. Örnek üyelik derecesi eğrisi Şekil 3.12'de gösterilmiştir.



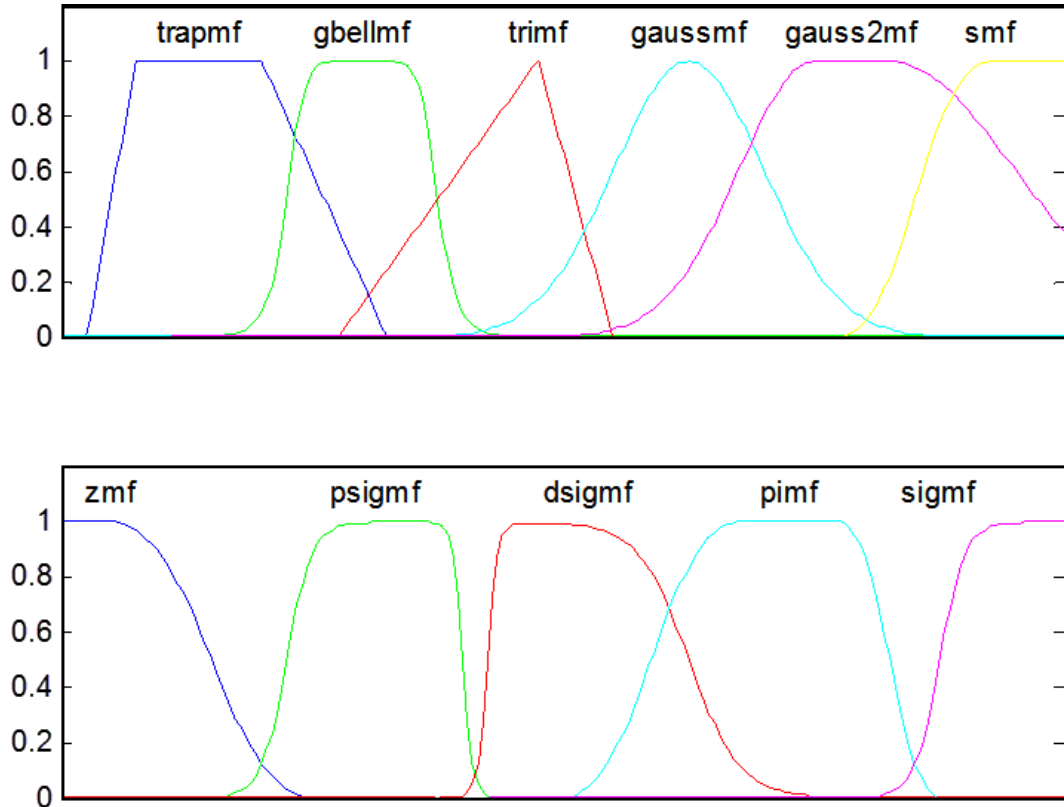
Şekil 3.12 Örnek üyelik derecesi eğrisi (Gauss).

Bulanık mantık sisteminin temeli, üyelik fonksiyonlarından ortaya çıkarılan dilsel değişkenlerin oluşturduğu girişleri karar verme sürecinde kullanmaktır. Bu değişkenler, EĞER O HALDE kuralları tarafından birbirleriyle eşleşirler. Her bir kuralın sonucunda, girişlerin üyelik derecelerinden, durulaştırma metoduyla sayısal bir değer elde edilir. Bulanık mantık sistemin kural listesi ve üyelik fonksiyonu tasarımı genellikle uzman kişiler tarafından oluşturulmaktadır. Üyelik fonksiyonları işlevleri Şekil 3.13'te görüldüğü gibi üçgen, yamuk, çan eğrisi olarak denetimi yapılan sistemin özelliğine göre değişmektedir.



Şekil 3.13 Üçgen, yamuk ve çan eğrisi üyelik fonksiyonları.

Bulanık kümelerde üyelik fonksiyonlarının tanımlanması bulanık kümenin üyelik işlevini, tanım uzayındaki her bir eleman için üyelik derecesini hesaplayabilen analitik deyimlere dayanır. Üyelik fonksiyonlarında $[0,1]$ aralığında gerçek sayılar kullanılır. Pratikte üyelik fonksiyonları denetlenecek sistemin durumuna göre uygulayıcı tarafından yamuk, üçgen, çan eğrisi gibi çok değişik şekillerde seçilebilir. Bunlardan sıkça karşılaşılabilecek bazı üyelik fonksiyonları işlevleri örnek olarak Şekil 3.14’te verilmiştir (Ross 1995).

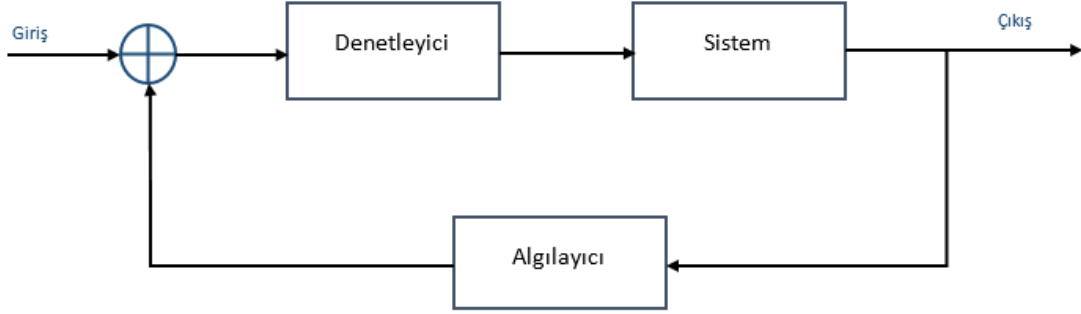


Şekil 3.14 Çeşitli üyelik fonksiyonları.

Üyelik işlevleri genellikle küçük, orta, büyük olarak 3, küçük, orta küçük, orta, orta büyük, büyük olarak 5 veya çok küçük, küçük, az küçük, sıfır, az büyük, büyük, çok büyük olarak 7 etiketle tek sayı olarak tanımlanmaktadır.

3.2.2 Bulanık Mantık Denetleyici Sistemler

Açık döngülü ve kapalı döngülü/geri beslemeli olarak iki tip olan denetleyici sistemi, başka bir fiziksel sistemin tepkisini veya davranışını denetleyen, düzelter, fiziksel elemanlardan oluşmaktadır. Açık döngülü denetim sistemlerinde denetim hareketi sistem çıkışından bağımsızdır, denetim çıkış değerine bağlı olarak değişmemektedir. Kapalı döngülü sistemlerde ise denetim hareketi sistem çıkışına bağlı olarak değişebilmektedir. Herhangi bir fiziksel büyüklüğün denetimi için öncelikle onun algılayıcılar ile ölçülmesi gerekmektedir. Kapalı döngülü denetim sistemlerinde yeterli tepki elde edebilmek için döngü içinde ek olarak düzeltici veya denetleyici birimi kullanılır. Şekil 3.15'te kapalı döngülü denetim sisteminin blok diyagramı verilmiştir (Pedrycz 1993).



Şekil 3.15 Kapalı döngülü denetim sistemi blok diyagramı.

Denetimi yapılan fiziksel sistemin çıkışı hata sinyali tarafından ayarlanır. Hata sinyali, istenen referans değer ile sistemin şu andaki çıkışı(algılayıcı tarafından ölçülen değer) arasındaki farka eşittir. Denetim işlemi, bulanık denetim sistemlerinin esasını oluşturur. Bulanık mantık kural tabanlı uzman sistemleri, denetim yüzeyini oluştururken bulanık kural deyimlerini kullanmaktadır. Bulanık mantık kural tabanlı denetleyiciler veya sistem tanımlayıcılar serbest modellerdir.

3.2.3 Bulanık Mantık Denetleyici Sistem Tasarımı

Bulanık model tasarlanmadan önce bulanık mantığın mevcut probleme uygunluğu araştırılır. Eğer sisteme ait davranış bilgileri klasik kurallar için yeterliyse bulanık mantık için de yeterlidir. Ele alınan sistemin durum, giriş ve çıkış değişkenleri aralıkları tanımlanır. Algılayıcılardan gelen ölçümler giriş ve çıkış değişkenlerini oluşturur. Her bir giriş ve çıkış değişkeni için üyelik fonksiyonu tanımlanır. Üyelik fonksiyonu tamamen tasarımcıya bağlıdır. Dilsel değişkenler kullanılarak bulandırma (fuzzyfication) yapılabilir ve hangi kuralın uygulanacağı belirlenir. En önemli bölümlerden olan kural tabanı oluşturulur. Kural tabanı her tasarımcıya göre farklılık gösterebilir. Oluşturulan kural tabanı ile bazı girişler için sistemin çıkışı test edilir. Uygulanan kurala göre sonuç tespit edilir. Sonuçlara göre en iyi şekilde denetim yapacak denetleyici tasarlanmalıdır.

3.2.3.1 Bulanık Mantık Denetim Kurallarının Oluşturulması

Uzman sistemler genellikle "eğer sistem şu durumda ise o halde şöyle bir denetim uygula" şeklindedir. Kısaca:

EĞER durum = x ise **O HALDE** denetim =y şeklindedir.

veya

(IF durum =x **THEN** denetim =y) şeklindedir.

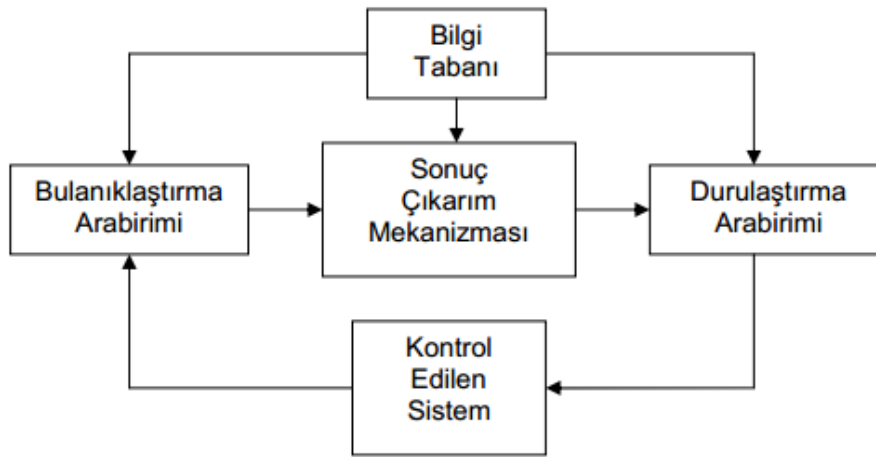
Bulanık denetim kuralı bir neden ve bir sonuç içerir. Kurallar, denetim değişkeni veya sonuç sistem durum değişkenlerinin işlevi olarak tanımlanabilir.

"**EĞER** x=A1 ve y=B1 ise **O HALDE** x =C1" bulanık denetim kuralı, bir bulanık içermez ve A1 ve B1 bulanık kümeleridir.

Bulanık mantık denetim kuralları sayısal değerlerden çok dilsel değişkenler olarak tanımlanır. Bu değişkenlerin seçiminde deneyimlerin ve mühendislik bilgisinin önemli bir rolü vardır, durum değişkenleri, durum değişkenlerinin hatası, durum değişkenlerinin hatalarının türevi veya bir önceki adıma göre değişimi bulanık denetimdeki dilsel değişkenler olarak düşünülür (Türk 2006).

3.2.3.2 Bulanık Mantık Denetleyiciler

Bulanık mantık denetleyici için öncelikle giriş ve çıkış değişkenleri tanımlanır. Her bir giriş çıkış değişkeni için belirli bir aralık tanımlanır ve her birine dilsel değişkenler atanır. Daha sonra her bulanık değişken için üyelik fonksiyonu tanımlanır. Giriş ve çıkış arasında bulanık ilişkiler kurulur. Denetleyici tarafından girişler bulanıklaştırılır. Bulanık kurallar ile çıkarım yapılır. Her kural tarafından işaret edilen bulanık çıkışlardan tek bir bulanık değer elde edilir. Durulama yapılarak çıkış değeri elde edilir. Bir bulanık mantık denetleyicisi, bilgi tabanı, bulandırma, karar verme ve durulama birimleri olmak üzere dört temel bileşenden oluşmaktadır. Şekil 3.16'da bir bulanık mantık denetleyicisinin blok diyagramı görülmektedir.



Şekil 3.16 Bulanık mantık denetleyicisi blok diyagramı.

Bulandırma birimi giriş değişkenlerinin uygun dilsel değerlere dönüştürülmesini sağlar. Bulanık bilgi tabanı veri tabanı ve kural tabanı olmak üzere iki tip bilgi Karar verme birimi bulanık mantık denetleyicinin özüdür ve çıkarım yaparak insan gibi karar verme yeteneğine sahiptir. Durulama birimi ise karar verme biriminden gelen bulanık bilgileri, gerçek değerlere dönüştürür.

3.2.3.3 Bulandırma(Fuzzyfication) Birimi

Bulandırma, sistemden alınan giriş bilgilerini, üyelik fonksiyonlar ile dilsel değişkenlere dönüştürme işlemidir. Giriş bilgilerinin ait olduğu üyelik fonksiyonları ile üyelik derecesi tespit edilip, girilen sayısal değere dilsel semboller atanır. Denetim sistemine göre değişik şekillerde (üçgen, yamuk, çan eğrisi... vs.) üyelik fonksiyonu seçilebilir.

3.2.3.4 Bilgi Tabanı

Bilgi tabanı, veri tabanı (database) ve kural tabanı (rulebase) olmak üzere iki kısma ayrılabilir. Genel olarak uygulama dönemindeki bilgilerden ve denetim amaçlarından oluşur. Kurallar kümesi denetim amaçlarını ve denetim stratejisini belirler. Denetimi yapılan sistemle ilgili, bulandırma, bulanık çıkarım, durulama işlemleri sırasında gerek duyulan üyelik fonksiyonu ve kural tablosu bilgileri veri tabanından kullanıma sunulmaktadır. Girişler ve çıkışlar arasındaki bağlantılar, kural tabanındaki kurallar kullanılarak sağlanır.

Örneğin; A ve B girişler, C ise çıkış değişkeni olan bir sistem için,

EĞER $A=x$ ve $B=y$ ise **O HALDE** $C=z$, şeklindeki bir kural A ve B' nin aldığı değerlere göre C çıkışının bulanık değerini belirlemektedir.

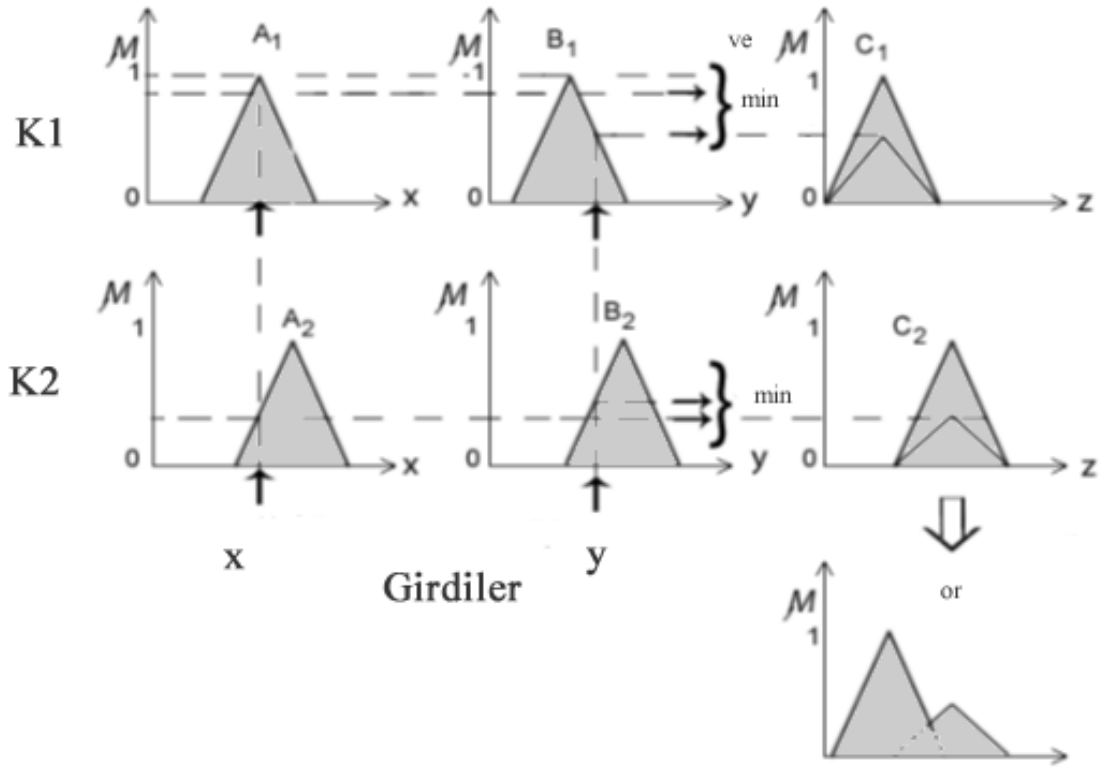
3.2.3.5 Karar Verme Birimi

Karar verme birimi, çıkarım motoru (Fuzzy Engine) olarak da adlandırılır. Bu birim insanın karar verme ve çıkarım yapma yeteneğinin benzeri şekilde bulanık kavramları işler ve çıkarım yapar. Burada birçok bulanık gerçekleştirilir. Yani insan gibi karar veren bir sistem benzetimi yapılmaya çalışılmaktadır. Bulanık mantık denetleyici içindeki bu benzetim bulanık içerme, kural çıkarımları ve cümle bağlayıcıları ile ilgilidir. Genel olarak bir bulanık denetim kuralı bir bulanık ilişkidir ve bulanık içerme ile açıklanır. Bulanık mantıkta bulanık içermeyi tanımlamanın birden fazla yolu vardır ve bulanık mantık denetleyici içinde hangi tipin kullanılacağı daha çok sezgisel olarak belirlenir. Pek çok farklı bulanık içerme işlevi bulunmaktadır. Bir bulanık denetim kuralı;

"**EĞER** $x=A$ **O HALDE** $y=B$ " bulanık içerme işlevi ile gösterilen A ve B sırasıyla U, V uzaylarında tanımlanmış bulanık kümelerdir. μ_A ve μ_B ise bu kümelerin üyelik derecesidir. Bulanık çıkarım için çok farklı yöntemler vardır Bunlardan en önemlileri aşağıda verilmiştir.

- **Ölçeklendirme (Max-Dot)**

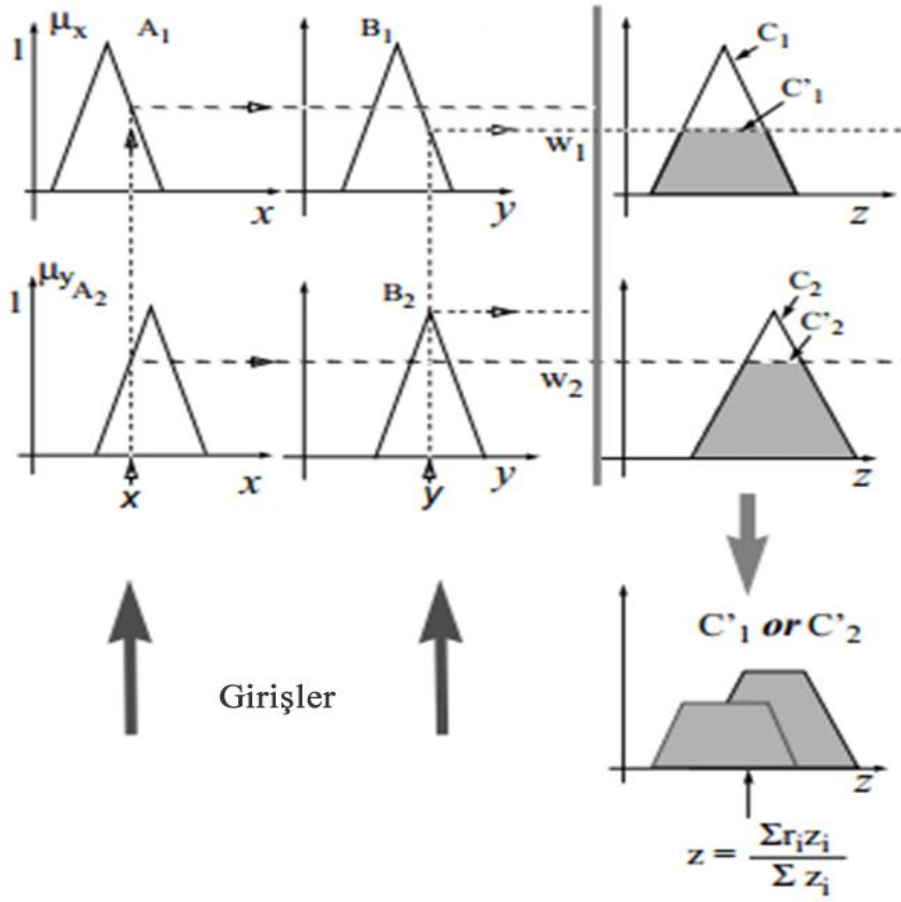
Her bir giriş değeri, ait olduğu üyelik işlevindeki üyelik derecesine bağlı olarak ilgili bulanık kümeyi yeniden ölçeklendirilir. Çıkış değeri tüm girişler için yeniden ölçeklendirilmiş, bulanık kümeler içerisindeki maksimum değer alınarak bulunur. Max-Dot çıkarım Şekil 3.17'de görülmektedir.



Şekil 3.17 Max-Dot çıkarım metodu (Elmas 2003).

- **Kırpma (Min-Max)**

Her bir giriş değeri için ait olduğu üyelik işlevindeki üyelik derecesine bağlı olarak ilgili bulanık kümenin üyelik değerinin üstündeki kısmı kesilir. Çıkış değeri, elde edilen bu bulanık kümelere genellikle ağırlık ortalaması yönteminin uygulanmasıyla bulunur. Min-Max çıkarım Şekil 3.18'de görülmektedir.



Şekil 3.18 Min-Max çıkarım metodu (Godjevac 1993).

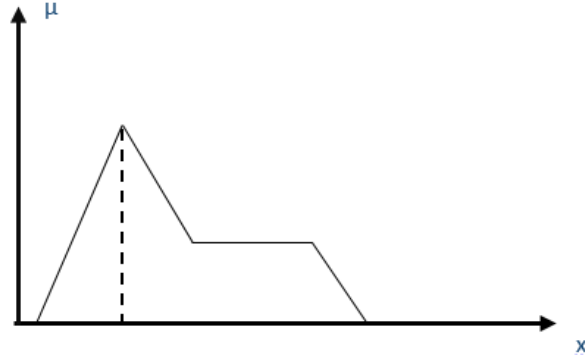
3.2.3.6 Durulaştırma (Defuzzyfication) Birimi

Bulanık çıkarım yöntemleri sonucunda elde edilen değerler gerçek değerler değildir. Bu değerlerin gerçek değerlere dönüştürülmesi gerekmektedir. Bu süreç durulaştırma süreci olarak isimlendirilmektedir. Bu süreç karar verme biriminden gelen bulanık ifadeleri gerçek değerlere dönüştürür. Durulaştırma sürecinde çok fazla yöntem bulunmaktadır. Bunlardan en yaygın kullanılanları aşağıda belirtilmiştir:

- Maksimum üyelik yöntemi,
- Ağırlık merkezi yöntemi,
- Ağırlık ortalaması yöntemi,
- Mean-Max üyelik yöntemi

3.2.3.6.1 En Büyük (Maksimum) Üyelik Yöntemi

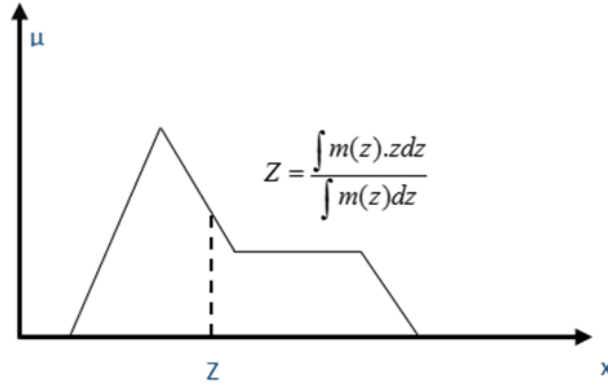
Temel olarak bütün üyelik dereceleri içinde en büyük olan sistemin üyelik derecesi kabul edilir ve aşağıdaki şekil 3. 19'daki gibi gösterilir.



Şekil 3.19 Maksimum üyelik yöntemi.

3.2.3.6.2 Ağırlık Merkezi Yöntemi

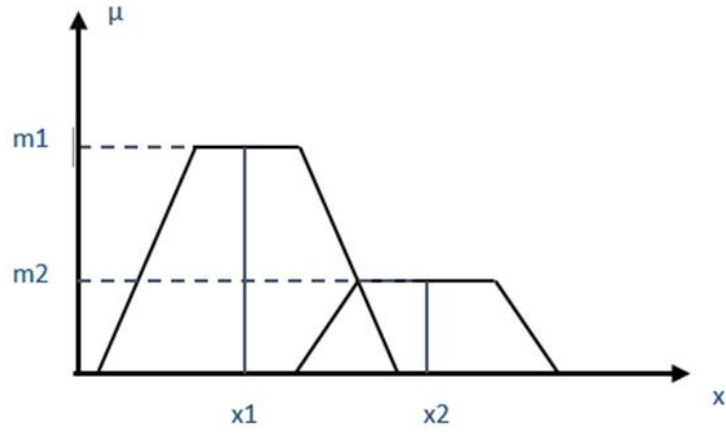
Ağırlık merkezi veya alan merkezi olarak da bilinen bu yöntem en yaygın kullanılan durulama yöntemidir (Sugeno, 1985). Oluşan çıkarım kümesinin ağırlık merkezi bulunur ve bu merkeze karşılık gelen değer alınır. Şekil 3.20'de Ağırlık merkezi yöntemini ifade edilmiştir.



Şekil 3.20 Ağırlık Merkezi Yöntemi.

3.2.3.6.3 Ağırlıkların ortalaması yöntemi

Bu yöntem de girişlerden elde edilen bütün bulanık değerler ile üyelik değeri kullanılarak durulama yapılmaktadır. Çıkarım kümesini oluşturan her bir üyelik fonksiyonunun en büyük üyelik derecesinin bu değere ulaştığı nokta ile çarpılarak bulunur ve şekil 3.21'de olduğu gibi ifade edilir (Takagi and Sugeno 1985).

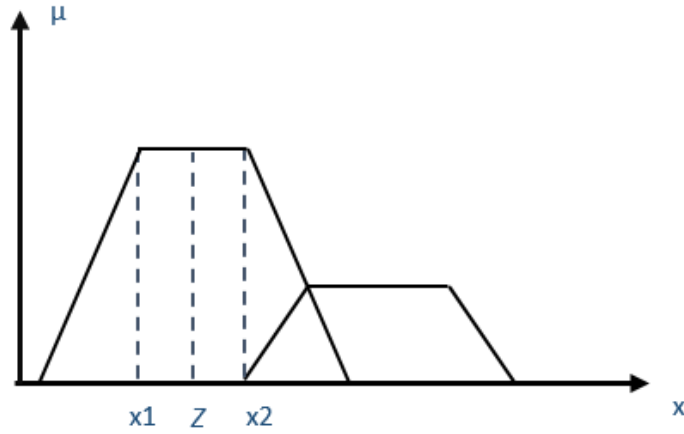


$$Z = \frac{m_1 \cdot x_1 + m_2 \cdot x_2}{m_1 + m_2}$$

Şekil 3.21 Ağırlıkların ortalaması yöntemi.

3.2.3.6.4 Maksimumların ortalaması yöntemi

Maksimum üyelik işlevi yöntemiyle ilişkilidir. Bu işlev maksimum üyelik derecesi tek bir nokta olmayıp, düz olabilen sistemler içinde kullanılabilir. Bu yöntem şekil 3.22’de olduğu gibi ifade edilmektedir.



$$Z = \frac{x_1 + x_2}{2}$$

Şekil 3.22 Maksimumların ortalaması yöntemi.

3.3 PERFORMANS ÖLÇÜM KRİTERLERİ

Yapay zekâ problemlerinde, model sonuçlarının analizinde pek çok istatistiksel performans ölçüm kriterleri kullanılmaktadır. Bu kriterler tahmin edilen ile gerçek çıkışlar arasında oransal yakınlığı hesaplamaktadırlar. Bu bağlamda model hakkında performans çıkarımları yapılabilmektedir. Hazırlanan çalışmada, çıktı analizini yapabilmek amacıyla; Ortalama Karese Hata (MSE), Ortalama Mutlak Hata (MAE), Ortalama ilişkisel Hata(MRE) ve Belirlilik Katsayısı (R^2) hesaplanmıştır. MSE İYYSA'nda hem eğitim sürecinde hem de test sürecinde performans kriteri olarak kullanılmaktadır. Bu kriterler Eşitlik 3.24-27'deki gibi ifade edilmiştir.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (h_{\zeta_i} - b_{\zeta_i})^2 \quad (3.24)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |h_{\zeta_i} - b_{\zeta_i}| \quad (3.25)$$

$$MRE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{h_{\zeta_i} - b_{\zeta_i}}{b_{\zeta_i}} \right| \quad (3.26)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (h_{\zeta_i} - b_{\zeta_i})^2}{\sum_{i=1}^N b_{\zeta_i}^2} \quad (3.27)$$

Orada, N , örnek sayısını, h_{ζ_i} ve b_{ζ_i} ise sırasıyla, hesaplanan ve beklenen ağ çıkışını ifade etmektedir.

İstatistiksel olarak, MAE, MSE VE MRE değerlerinin 0'a yakın olması beklenmektedir. Bu durumda, model çıkışı ile beklenen çıkışlar arasında farkın az olduğu veya aksi durumda ise farkın yüksek olduğunu kanısına varılacaktır. Önemli bir istatistiksel ölçüt ise Belirlilik katsayısıdır. [0-1] arasında değerler alan R^2 ifadesi, ağın ürettiği çıktılar ile beklenen çıkışlar arasındaki ilişkiyi ortaya koymaktadır. Belirlilik katsayısı 0'a yakın hesaplanırsa, ağın çıktıları ile beklenen çıkışlar arasında ilişkinin zayıf ve çıktıların yanlış olduğu görülmektedir. 1'e yakın elde edilirse çıkışlar arasındaki ilişkinin büyüklüğünü istatistiksel olarak belirtmekte ve ağın güvenilirliğini vurgulamaktadır. Bu bağlamda ölçüm kriteri olarak R^2 'nin, 1'e yakın olması beklenmektedir. Bunun yanında literatürde, veri madenciliği alanında özellikle sınıflandırma problemlerinde çok yaygın olarak karışıklık matrisi kullanılmaktadır (Kohavi and

Provost 1998). Bu yöntem kullanılarak model tahminlerinin doğruluk analizi yapılabilmektedir. Model veri seti üzerinden istenen ve istenmeyen durumların doğru tahmin edilebilirliği sorgulanmakta ve belirli ölçütler ile model başarımı hakkında bilgi sahibi olunmaktadır. Tanım itibariyle bir karışıklık matrisi Tablo 3.2’de gösterilmiştir.

Tablo 3.2 Karışıklık matrisi.

	Tahmin Edilen Sınıf		
		Evet	Hayır
Gerçek Sınıf	Evet	TP	FN
	Hayır	FP	TN

Karışıklık matrisinde, satırlar test kümesindeki örneklerin, sütunlar ise gerçek değerlere ait örneklerin tahminini ifade etmektedir. Orada,

TP: Gerçekte hareket olarak tanımlanan ve model tarafından doğru hareket olarak (1, 2, 3, 4, 6, 7) algılanan örnek sayısını,

TN: Gerçekte hareket olmayan nokta olarak belirlenip, model tarafından hareket yok (5) olarak algılanan örnek sayısını,

FP: Gerçekte hareket olmayan nokta olarak belirlenip, model tarafından hareket olarak algılanan örnek sayısını,

FN: Gerçekte hareket olarak tanımlanan ve model tarafından hareket yok olarak algılanan örnek sayısını ifade etmektedir.

Karışıklık matrisi kullanılarak, Anma, Kesinlik, Toplam Sınıflandırma Doğruluğu (TSD) ve Hata gibi kriterler hesaplanmakta ve modelin tahmin doğruluğu ortaya konulmaktadır. Karışıklık matrisi ile hesaplanan bu kriterler aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$Anma = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.28)$$

$$Kesinlik = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.29)$$

$$TSD = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3.30)$$

$$Hata = \frac{FP + FN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3.31)$$

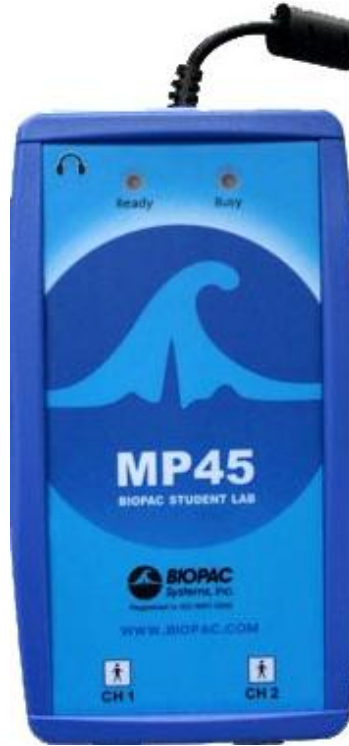
Burada TSD değeri modelin sınıflandırma doğruluğunu ifade etmektedir. Anma değeri, gerçekte pozitif durumların doğru tahmin edilme oranını ifade etmektedir. Kesinlik değeri tahmin edilen pozitif durumların ne kadarının doğru olduğu göstermektedir. Hata değeri ise toplam sınıflandırma hatasını ifade etmektedir. Burada TSD değerinden sonra, kesinlik önemli bir kavram olarak kullanılmaktadır.

BÖLÜM 4

EOG SİNYALİ ÖLÇÜMÜ VE ÖZELLİK ÇIKARIM ALGORİTMASI

4.1 EOG SİNYALİNİN ELDE EDİLESİ VE VERİ SETİ OLUŞTURMA

Bu bölümde, EOG sinyalleri için Biopac firmasına ait MP45 cihazı ve Biopac BSL 4.0 MP45 yazılımı kullanılarak alınmıştır. MP45 portatif bir cihaz olmakla birlikte 2 kanal ölçüm yapabilmektedir. MP45 cihazı Şekil 4.1’de gösterilmiştir.



Şekil 4.1 Biopac MP45 cihazı.

MP45 cihazına ait teknik özellikleri Tablo 4.1’de gösterilmiştir.

Tablo 4.1 Biopac MP45 cihazı teknik özellikleri.

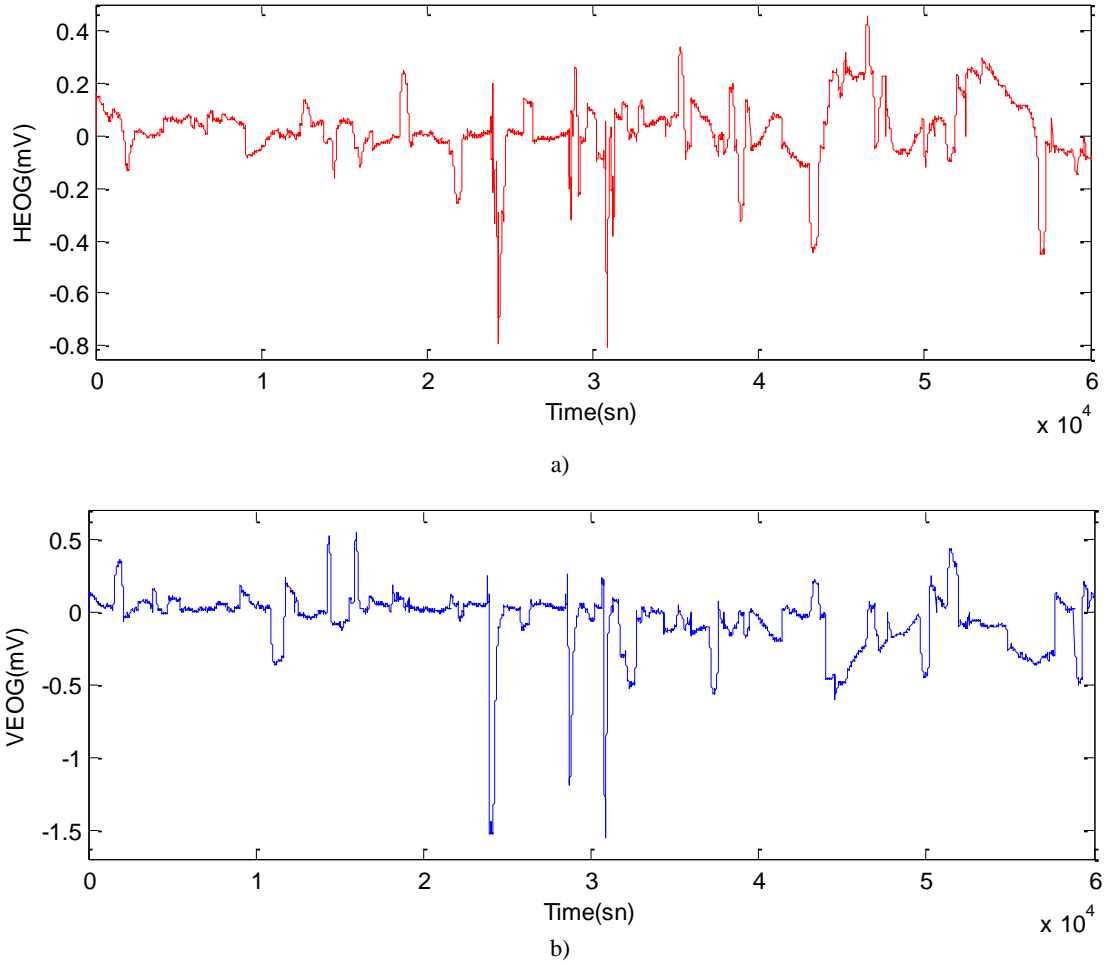
Analog Girişler	Ön Panel DSUB 9f “CH #” olarak Etiketlenmiş
Kanal Sayısı:	2 kanal
A/D örnekleme Çözünürlüğü:	16-bit
Kazanç Oranları:	5x - 50,000x (13 adım)
Giriş Voltaj Oranı:	$\pm 200 \mu\text{V} - \pm 2 \text{V}$
Sinyal Gürültü Oranı:	$> 75 \text{ dB min.}$
Giriş Gürültü Voltajı:	9 nV rms /sqrt (Hz) ve 0.1 μV rms gürültü (0.1 Hz to 35 Hz)
Giriş Gürültü Akımı:	100 fA rms /sqrt (Hz) ve 10 pA p-p gürültü (0.1 Hz to 10 Hz)
CMRR:	85 dB minimum
Filtreler:	Programlanabilir A/D (IIR) filtreler;
Analog Çıkış:	$\pm 1 \text{ V}$ çıkış
Kulaklık Portu:	3.5 mm stereo port bağlantısı
Örnekleme Oranı:	Her kanal için 48.000 örn/saniye
Seri Arayüz Tipi:	USB
Sertifikalar:	IEC60601-1 EMC IEC60601-1-2 CE
Boyutlar/Ağırlık:	3 cm x 18 cm x 10 cm / 0.3 kg

Biopac Mp45 donanımı cihaz, 9 pinli seri-usb arayüzlü bir bağlantı ve EL503 elektrot yapısını kullanmaktadır. Bu elektrot grubuna ait özellikler aşağıda verilmiştir.

- General-amaçlı
- Standart geçmeli bağlantı
- Ag/AgCl bağlantı noktası (11 mm çapında)
- Elektrolit ıslak jel
- Orta seviye yapışkan
- 35 mm çaplı vinil plak

MP45 ile yaşları 19-33 arasında değişen 10 denekten 1kHz örnekleme oranı kullanarak 120 saniyelik EOG sinyali alınmıştır. Bu deneklerden 8'i normal birey, 2'si ise göz kayması olan bireylerden oluşmaktadır (5 sağlıklı bayan birey, 3 sağlıklı erkek birey ve 2 göz kayması bulunan birey). Buna ek olarak 8 denekten ise test amacıyla sinyaller alınmıştır. Deneklerin hastalık tanıları resmi klinikte uzman doktorlar tarafından konulmuştur.

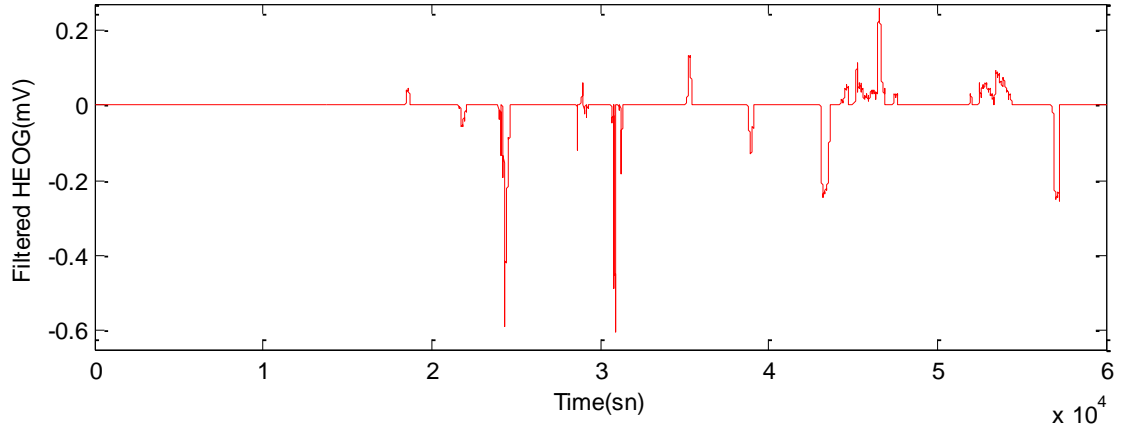
Örnek olarak sağlıklı bir deneğe ait iki kanal EOG sinyalleri Şekil 4.2' de gösterilmiştir.



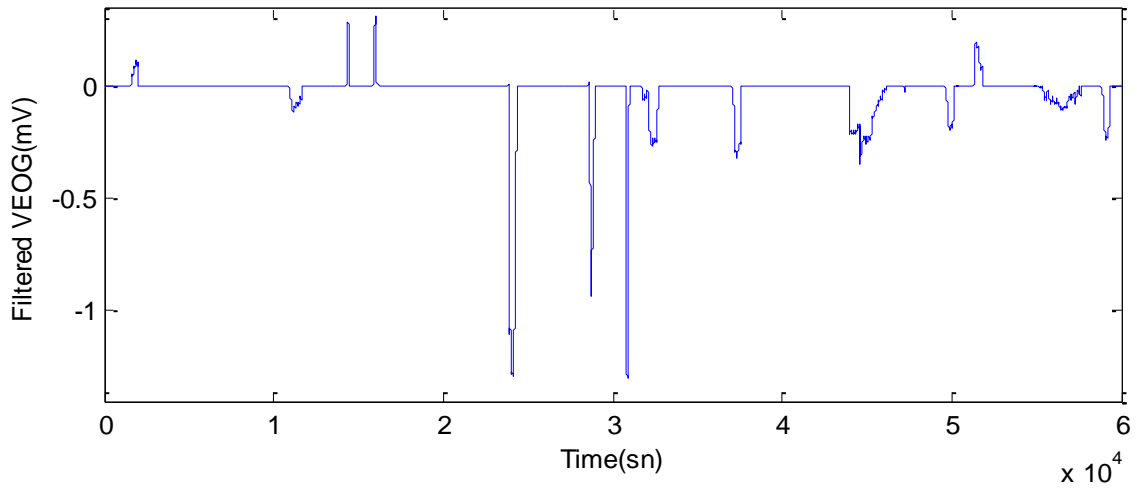
Şekil 4.2 Örnek EOG sinyali; a) Yatay EOG sinyali, b) Dikey EOG sinyali.

4.2 EOG SİNYALLERİNDEN ÖZELLİK ÇIKARIM İŞLEMİ

Alınan EOG sinyallerinde gürültüyü bastırabilmek amacıyla iki kanal için negatif ve pozitif yönde temizlenmiştir. Burada alınan sinyallerden dikey ve yatay olarak ön eşik değeri elde edilmiştir. Bu ön eşik değerleri, yatay hareket için $\pm 0.2\text{mV}$ ve dikey hareket için $\pm 0.2\text{mV}$ olarak tespit edilmiştir. Bulunan eşik değerleriyle EOG sinyali gürültüden temizlenmiştir. Temizlenen sinyaller Şekil 4.3'te gösterilmiştir.



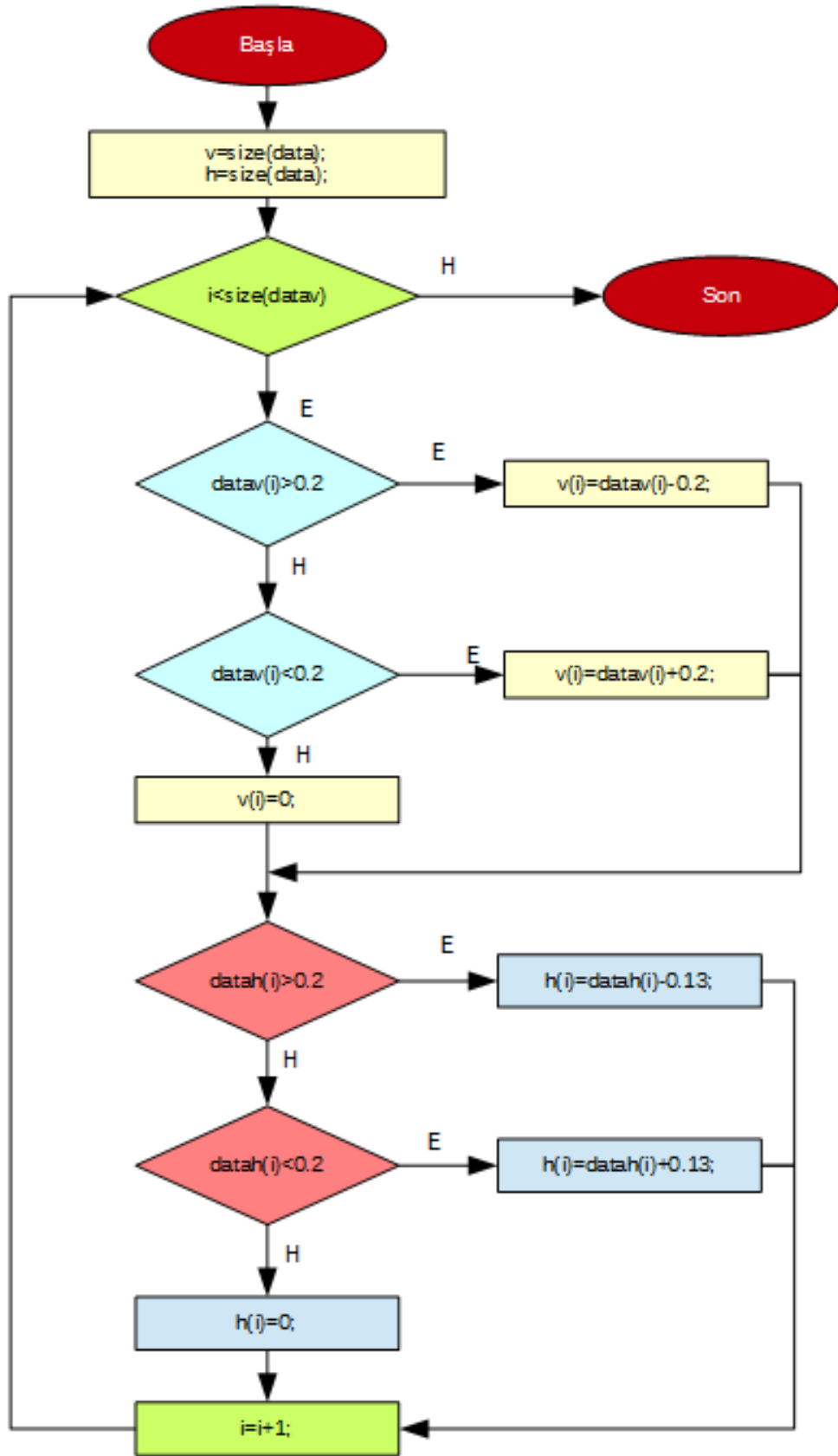
a)



b)

Şekil 4.3 Örnek ön filtreleme işleminden geçen EOG sinyali; a)Yatay EOG sinyali, b) Dikey EOG sinyali.

Ön filtreleme işleminden geçirme işleminde Matlab betik kodlaması yapılmıştır. Kodlama hareket aralığı algoritması aralıkları dışarısındaki alanların yok edilmesi üzerine kurgulanmıştır. Böylece elektrot kaynaklı gürültü ve istenmeyen sinyal alanları temizlenmiştir. Bu işlemi gerçekleştiren ön filtreleme algoritması akış diyagramı Şekil 4.4'te gösterilmiştir.



Şekil 4.4 Ön filtreleme işlemi akış diyagramı.

Ön eşik filtrelemeden geçirilen sinyal genlikleri çok düşük olması nedeniyle yükseltme işlemi yapılmıştır. Bu işlem çevrim dışı olarak yazılım temelli gerçekleştirilmiştir. İki kanaldan gelen sinyaller ön eşik filtrelemesi algoritmasında kullanmak için 50 kat güçlendirilmiştir. Güçlendirilen sinyaller özellik çıkarma süreci için fextract fonksiyonuna verilmektedir. “fextract” fonksiyonu tanımlı 7 hareket için belirlenen eşik işlem parametreleri kullanılarak, hareket aralıklarını hesaplamaktadır. Bu fonksiyon dışarıdan dikey ve yatay EOG sinyallerini almakta dv ve dh olarak isimlendirilen 2 özelliği hesaplamaktadır. Matlab betik dili yardımı ile hazırlanan fextract fonksiyonuna akış diyagramı Şekil 4.5’te gösterilmiştir. Hesaplanan hareket aralıkları akıllı sistemlerde kullanılan girdileri oluşturmaktadır. Algoritmada kullanılan 7 hareket için tanımlanmış eşik değerleri Tablo 4.2’de gösterilmiştir.

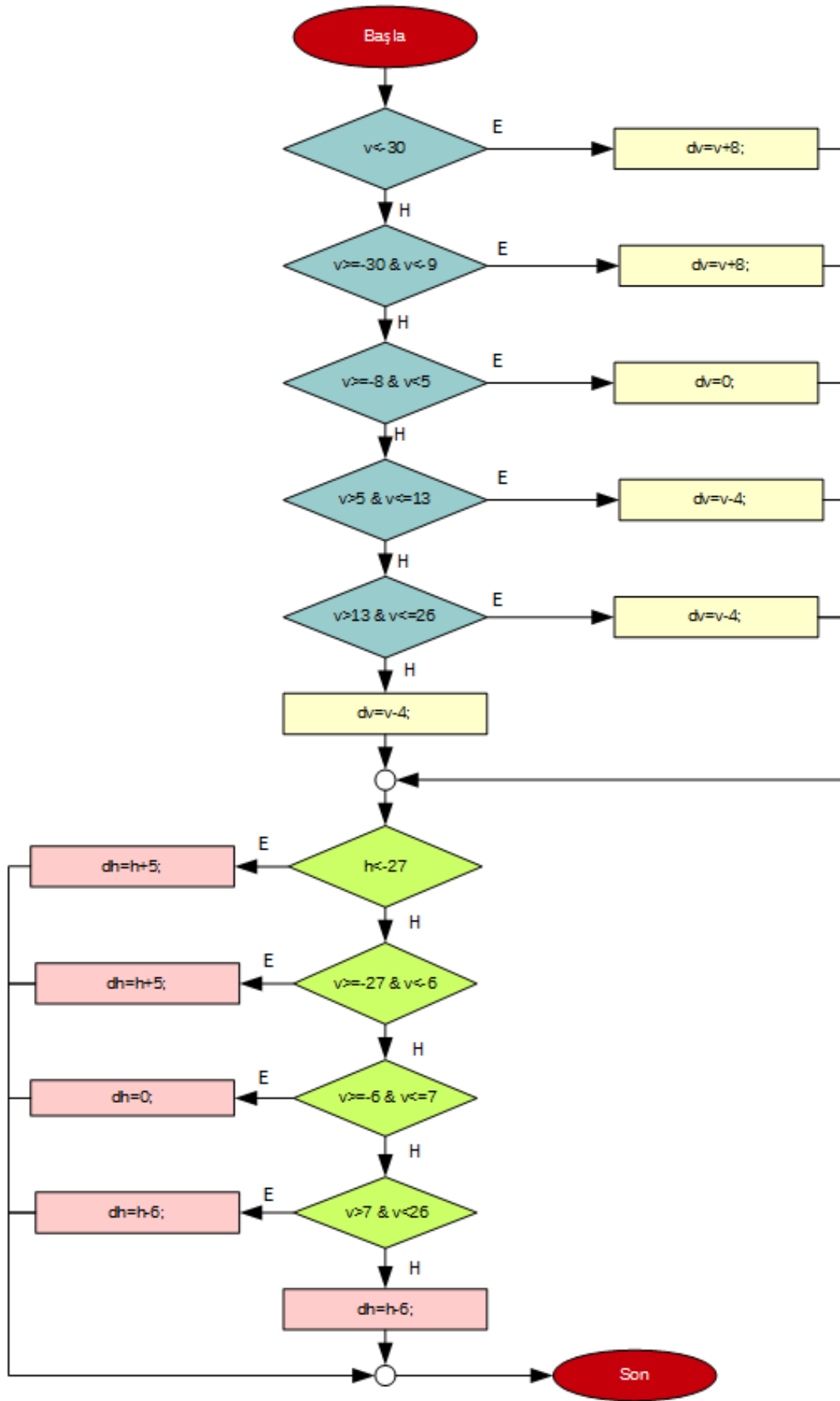
Tablo 4.2 Hareket eşik değerleri.

Hareketler	Eşik Değerleri (mV)
Yukarı	>+1
Aşağı	<-1
Sağ	>+1
Sol	<-1
Göz Kırpma	>+9
Tik	>+22 -22>
Dur	-

Tablo 4.2’ de tanımlanmış eşik değerleri deneklerden alınan EOG sinyalleri ile tespit edilen hareket voltaj aralıklarının ortalama minimum değerleri ile elde edilmiştir. Algoritmada, hareket eşik değerlerinin yanında “Eşik işlem parametreleri” olarak isimlendirilen parametreler belirlenmiştir. Bu parametreler hareket eşik değerlerinin algoritmik olarak elde edilmesi için uyarlanmıştır. Böylece v, h özelliklerinden gelen değerler çıkarılarak dv, dh parametreleri elde edilmiştir. Böylece modelde kullanılacak olan özellikler ortaya konulmuş olacaktır. fextract fonksiyonunda kullanılan eşik işlem parametreleri Tablo 4.3’te gösterilmiştir.

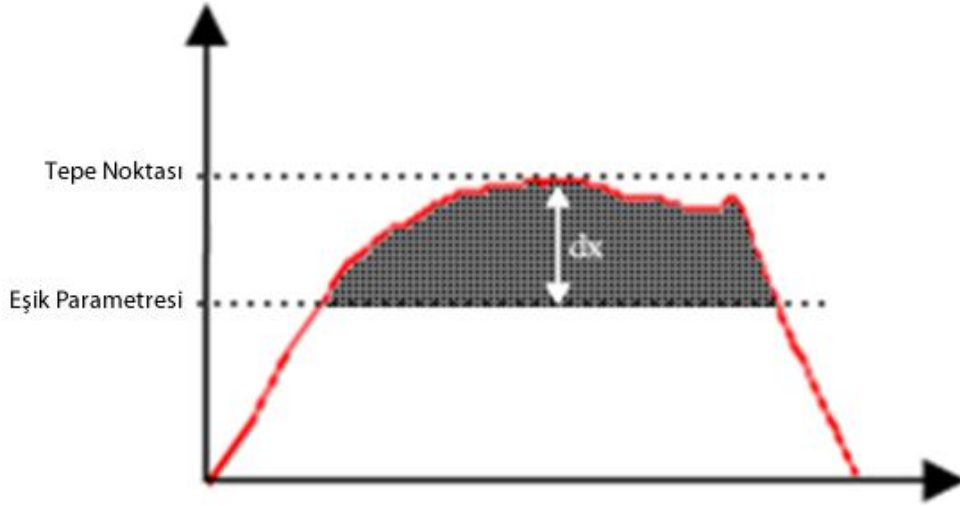
Tablo 4.3 Eşik işlem parametreleri.

Hareketler	Eşik Değerleri (mV)
Yukarı	+4
Aşağı	-8
Sağ	+6
Sol	-5
Göz Kırpma	+4
Tik	-8 +4 / -5 +6
Dur	-



Şekil 4.5 Fectract fonksiyonu akış diyagramı.

Fextract fonksiyonu “hareket aralığı” ismi verilen yeni bir algoritma yardımıyla elde edilmiştir. Bu algoritmada öncelikle filtrelenen EOG sinyallerinden her hareket için tepe noktalar tespit edilmiştir. Sonra her hareketin tepe noktaları ile eşik değeri arasındaki fark (d_x) hareket alanı olarak hesaplanmıştır. d_x , hesaplanırken, her hareket eşik noktası aralığında, yatay sinyal için d_h , dikey sinyal için d_v değerleri elde edilmektedir. Özellik çıkarma algoritması, sonucunda elde edilen hareket alanı gösterimi Şekil 4.6’da belirtilmiştir.



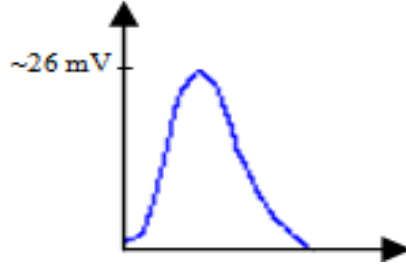
Şekil 4.6 Hareket aralığı gösterimi.

Her hareket eşik değeri aralığında; d_v , d_h değerleri Eşitlik 4.1-2 ile hesaplanmaktadır.

$$d_v = V_{peak} - V_T \quad (4.1)$$

$$d_h = H_{peak} - H_T \quad (4.2)$$

Eşitlikte, V_{peak} , ortalama dikey kanaldan elde edilen tepe değeri, V_T , ortalama dikey kanal \pm hareket eşik parametresini ifade etmektedir (Yukarı-Aşağı). H_{peak} , ortalama yatay kanaldan elde edilen tepe değer, H_T , ortalama yatay kanal hareket eşik parametresini ifade etmektedir (Sol-Sağ). Eşitlik 4.1 ve 4.2, 4 temel hareket için uygun olduğu halde, göz kırpma ve tik durumlarında kullanılamamaktadır. Bu nedenle göz kırpma hareketinin dikey kanalda ortaya çıkan bir süreç olduğu görülmüştür. Filtrelenmemiş göz kırpma davranışına ait sinyal kesiti Şekil 4.7’de gösterilmiştir.

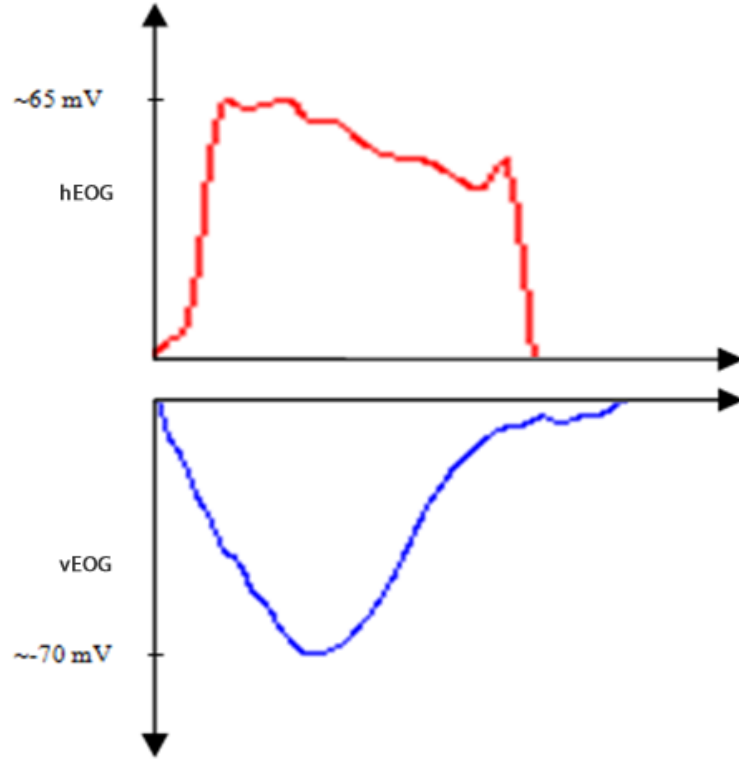


Şekil. 4.7 Örnek göz kırpma kesiti.

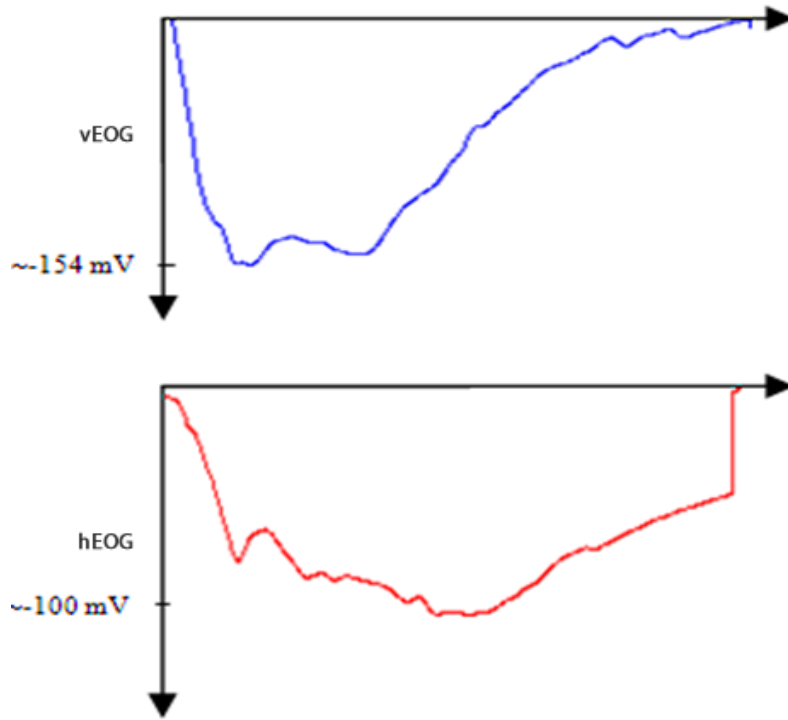
Göz kırpma hareketinin tespiti için Eşitlik 4.3'te önerilmiştir.

$$dv_b = B_{peak} - U_T \quad (4.3)$$

Eşitlikte, B_{peak} ortalama dikey kanal göz kırpma sinyali tepe noktasını, U_T ise dikey kanalda, yukarı hareketi için elde edilen ortalama eşik parametresini ifade etmektedir. Elde edilen bulgulardan hareketle, genel olarak EOG sinyalinde 2 farklı tik davranışı gözlemlenmiştir. Bu nedenle tik sinyalleri Tip1 ve Tip2 olarak isimlendirilmiştir. Gözlemlenen tik hareketleri Şekil 4.8' de gösterilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 4.8 Gözlemlenen Tik hareketleri, (a) Tip 1, (b) Tip 2.

Tip 1 ve Tip 2 tik hareketlerinin tespiti için Eşitlik 4.4 ve 4.5'te gösterilmiştir.

$$d1_{v-} = V1_{peak} - V_T \quad (4.4a)$$

$$d1_{h+} = H1_{peak} - H_T \quad (4.4b)$$

Eşitlik 4.4'te, $d1_{v-}$ Tip 1 negatif dikey tik hareket aralığını ifade etmektedir. $V1_{peak}$, negatif tik hareket için tepe değerini, V_T , negatif yönlü dikey hareket için elde edilen eşik parametresini ifade etmektedir (Aşağı). $d1_{h+}$ Tip 1 pozitif yatay kanal hareket aralığını ifade etmektedir. $H1_{peak}$, pozitif yönlü yatay kanal tik tepe değerini, H_T ise ortalama pozitif yatay kanal hareket eşik parametresini (Yukarı) ifade etmektedir.

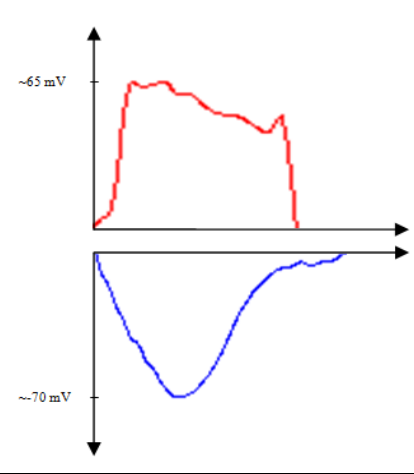
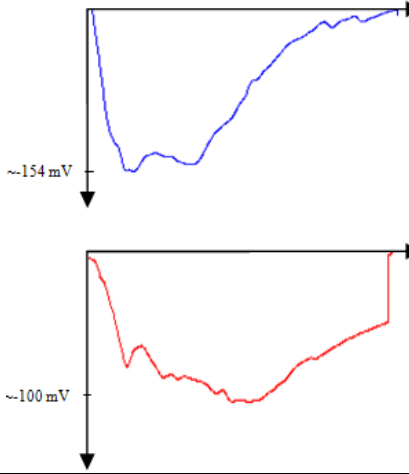
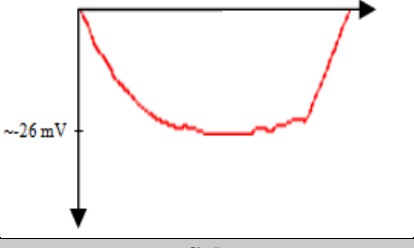
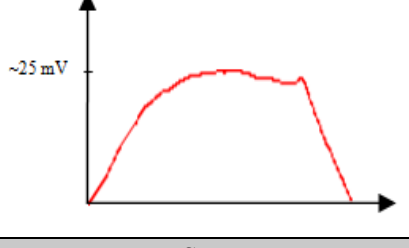
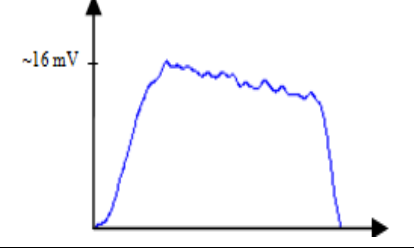
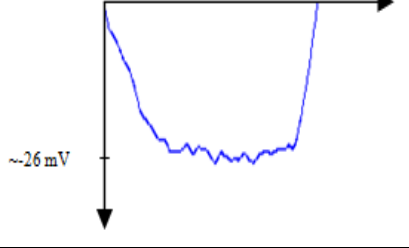
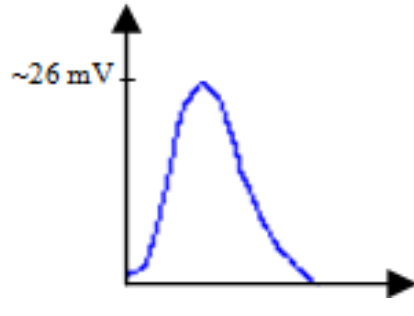
$$d2_{v-} = V2_{peak} - V_T \quad (4.5a)$$

$$d2_{h-} = H2_{peak} - H_T \quad (4.5b)$$

Eşitlikte, $d2_{v-}$, Tip 2 negatif dikey tik hareket aralığını, $V2_{peak}$, Tip2 negatif dikey kanal tepe değerini, V_T ortalama negatif dikey kanal hareket eşik parametresini ifade etmektedir. $d2_{h-}$, Tip 2 negatif yatay kanal tik hareket aralığı, $H2_{peak}$ negatif yatay kanal tik tepe değerini, H_T ise ortalama negatif yatay kanal hareket eşik parametresini ifade etmektedir.

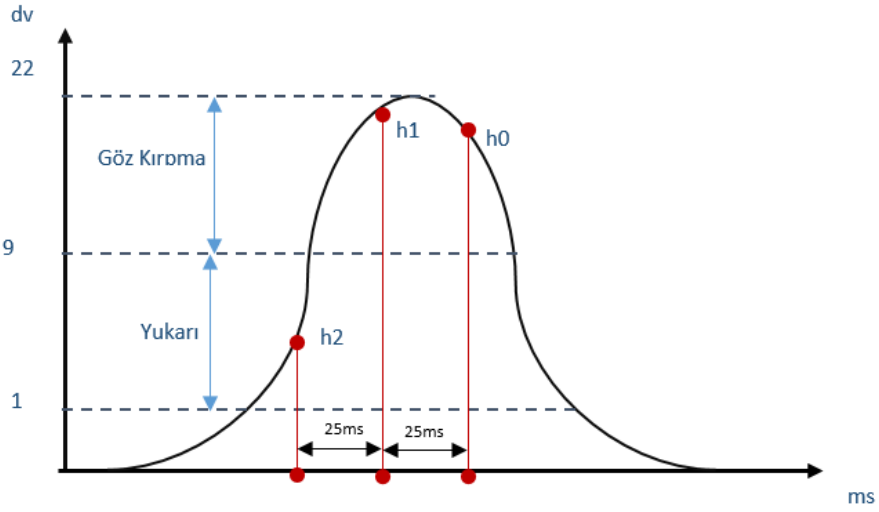
Hareket alanı tespit algoritmasında kullanılan yönlere göre EOG sinyalinden gözlemlenen voltaj grafikleri ve hareketlere ait kod numaraları Tablo 4.4'te verilmiştir. Burada gösterilen grafikler, ön eşik filtreleme işleminden geçirilmiş ve 50 kat yükseltilmiş EOG sinyal kesitleridir.

Tablo 4.4 EOG sinyali hareket kesitleri ve hareket kodlamaları.

Sinyal		
	Hareket	Tik Tip 1
Kod Numarası	7	7
Sinyal		
	Hareket	Sol
Kod Numarası	1	3
Sinyal		
	Hareket	Yukarı
Kod Numarası	4	2
Sinyal		-
	Hareket	Göz Kırpma
Kod Numarası	6	5

4.3 GEÇİŞ KONTROL ALGORİTMASI

Çalışmada, dh ve dv özellikleri kullanarak yön tespiti yapan yapay zekâ modelleri önerilmiştir. Önerilen modeller, anlık hareket denetimi yapmakta ve hareket geçişlerinde hatalı sonuçlar bulabilmektedir. Özellikle hareketin oluşma alanlarında yükselen ve düşen kenar bölgelerinde geçiş aşamasında geçiş hataları oluşmaktadır. Örnek verecek olursak önerilen yapay zekâ modelleri, göz kırpmaya (6) veya tik (7) hareketlerinin yükselen ve düşen kenarlarında yukarı (4) hareketini geçici bir süre algılamaktadır. Bu sorunu çözmek amacıyla geçiş kontrol algoritması önerilmiştir. Burada hareketlerin yükselen ve düşen kenarlarında hareket geçişlerinin $\cong 40\text{ms}$ (40 örnek) sürdüğü gözlemlenmiştir ve bu nedenle, sinyal örnekleme aralığı 25ms artırarak hareketler tespit edilmektedir. Hareket tespit aşamasında 2 adım önceki hareketlerle (h2) anlık hareketler (h0) karşılaştırılmıştır. Eğer iki hareket birbirine eşitse hareket varlığı kabul edilmiş, yoksa bu alanda hareket olmadığı sinyalin geçiş sürecinde olduğu anlaşılmıştır. Böylece geçiş bölgelerinde 50ms'lik bir atlama yapılarak olası hataların önüne geçilmiştir. Şekil 4.9'da geçiş kontrol algoritması gösterilmiştir.



$$H_G \Rightarrow \begin{cases} \text{if}(h0 == h2) & \text{True} \\ \text{f}(h0 \neq h2) & \text{False} \end{cases}$$

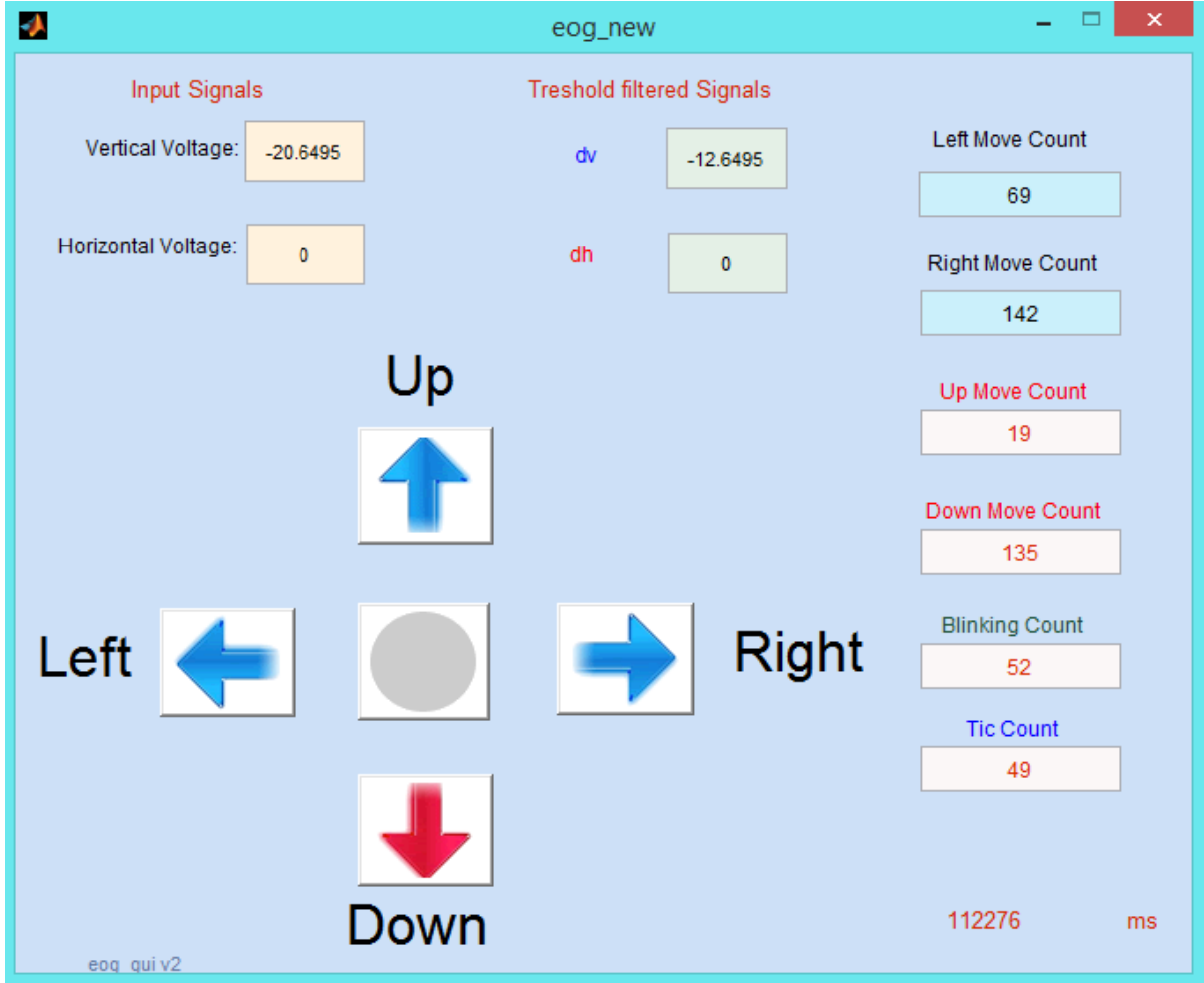
Şekil 4.9 Geçiş kontrol algoritması.

BÖLÜM 5

EOG KULLANICI ARAYÜZ YAZILIMI VE AKILLI SİSTEM MODELLEMESİ

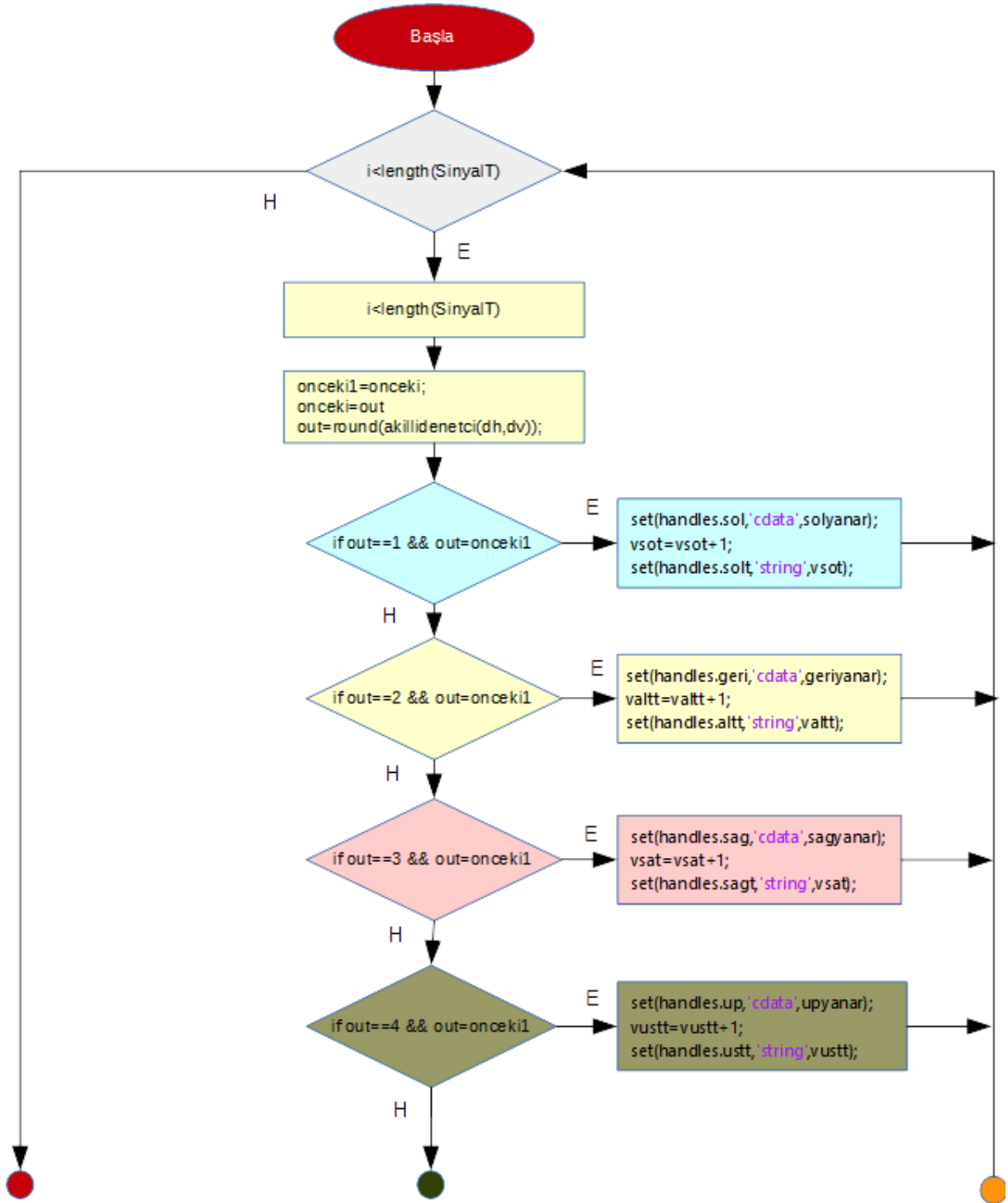
5.1 GRAFİK ARAYÜZ UYGULAMASI

Bu bölümde genel olarak çevrim dışı EOG sinyallerini alan ve iki kanal üzerinden işleyerek ilgili çıkış hareketini kullanıcıya gösteren bir uygulama gerçekleştirilmiştir. Bu uygulama ek olarak çevrim içi EOG sinyalini alıp analiz edecek şekle de dönüştürülebilir formdadır. Uygulama Matlab betik dili kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Uygulama arka planda akıllı sistem çıkışını alarak kullanıcıya hareket yönlerini belirtmektedir. Aynı zamanda hangi hareketin ne kadar algılandığını da hesaplamaktadır. Uygulamada, kullanıcı iki kanal üzerinden filtre edilen EOG sinyallerini de takip edebilmektedir. Buna ek olarak, 7 ayrı hareket durumu için elde edilen hareket noktası sayısını ekrana yansıtmaktadır. Böylece kullanıcı anlık hareket düzenini takip edebilmektedir. Şekil 5.1’de EOG kullanıcı arayüz uygulaması ekran görüntüsü verilmiştir.

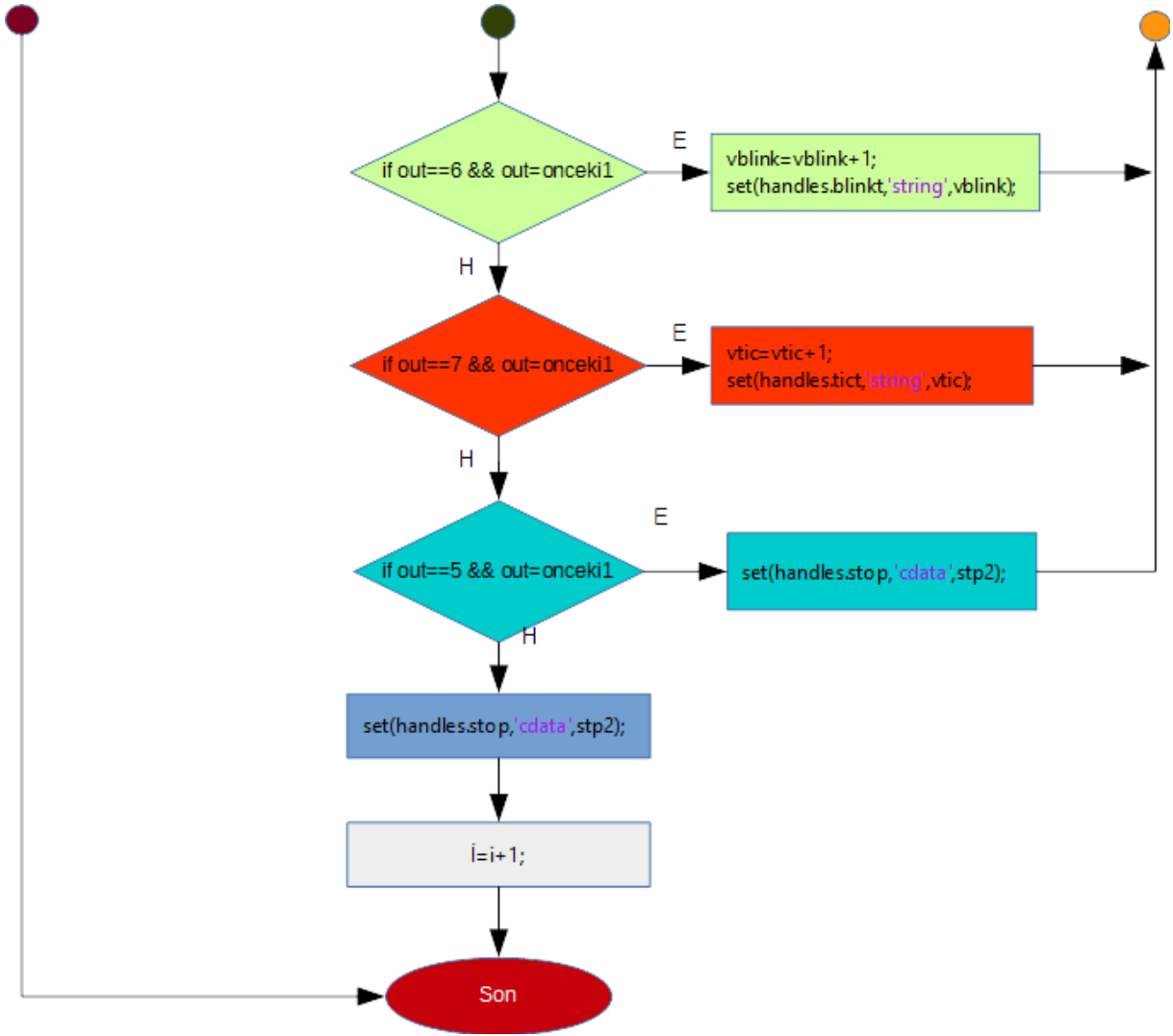


Şekil 5.1 EOG kullanıcı arayüz uygulaması.

Arayüz uygulaması dv, dh değerlerini akıllı denetleyiciden geçirerek anlık hareket yönünü algılamaktadır. Anlık hareket değerleri 25ms bir kontrol edilmekte ve geçiş kontrol algoritması kullanılarak hareket kararı netleştirilmektedir. Her 25ms için elde edilen anlık hareket değerleri bir algoritma kullanılarak ekrana yansıtılmaktadır. Kullanıcı arayüz yazılımının kullandığı algoritma şekil 5.2’de gösterilmiştir.

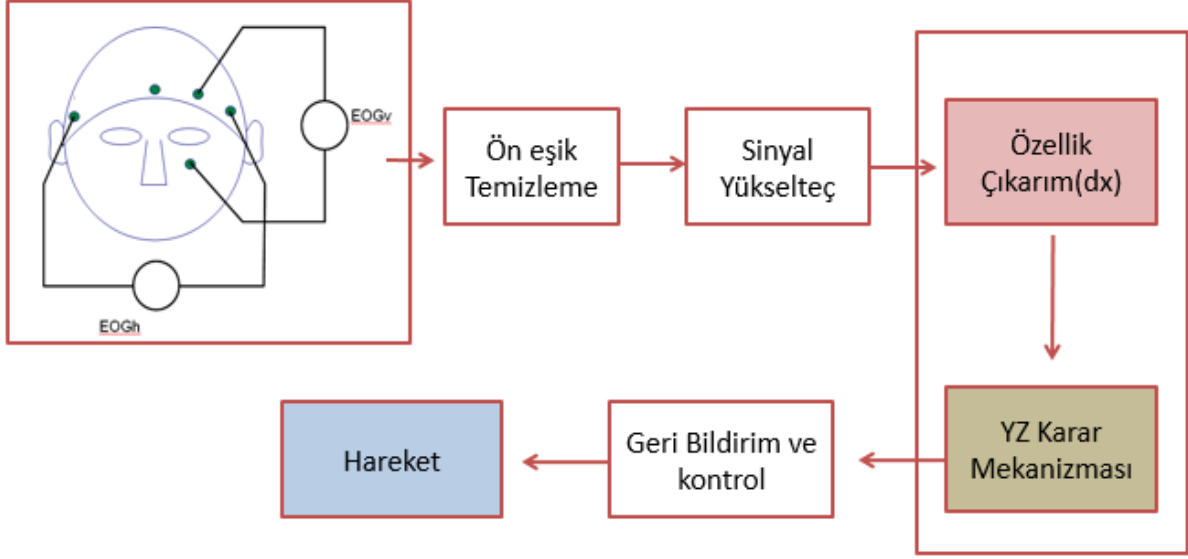


Şekil 5.2 EOG kullanıcı arayüz uygulaması algoritma akış diyagramı.



Şekil 5.2 (devam ediyor).

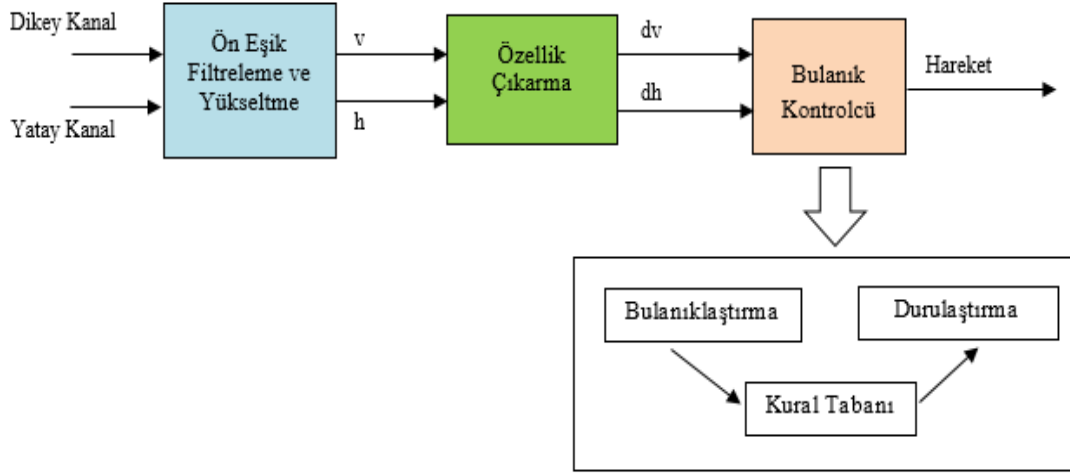
Tasarlanan yazılım ile biyomedikal alanda bir karar destek sistemi ortaya konulmuştur. Karar destek sistemleri gelecekte sağlık sorunlarının çözümünde ve hastanın hayat kalitesinin artırılmasında önemli bir kavram halini almıştır. Karar destek sisteminin tasarımında EOG verilerinin alınmasında sonuç çıktılarına kadar yazılımsal bir ortam ortaya konulmuştur. Yazılım tasarımına ait modelin blok diyagramı Şekil 5.3'te gösterilmiştir.



Şekil 5.3 EOG karar sistemini blok diyagramı.

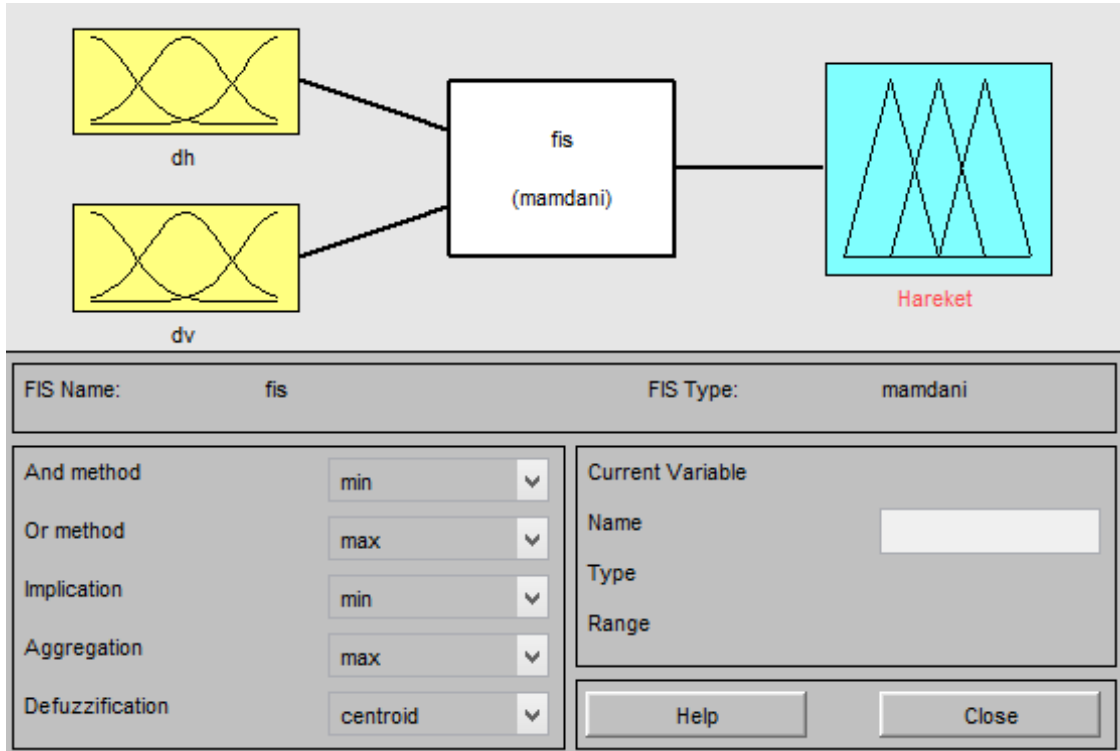
5.2 EOG BULANIK MANTIK DENETLEYİCİ MODEL

Bulanık Mantık denetleyici metodu, doğrusal olmayan mühendislik problemi çözümünde yaygın kullanılan bir yöntemdir. Değer aralıklarının çözüme katkısı yardımıyla kontrol amaçlı net çıktılar ortaya koyabilmektedir. Bulanık denetleyiciler Yapay zekâ uygulamalarında uzman temelli bir yapıya sahiptir. Burada sistemin tasarımında uzman görüşü önemli bir etkindir. Uzman burada problem hakkında deneyimlerini kullanarak gerekli değişkenleri ve parametrelerini tespit etmektedir. Bu bağlamda EOG sinyali gibi karmaşık ve gürültülü bir analog veriden hareket adımları dx değerleri yardımıyla ortaya konulmaktadır. Bulanık mantık denetleyici sistem ile EOG karar mekanizmasına ait sistem blok diyagramı Şekil 5.4'te gösterilmiştir.



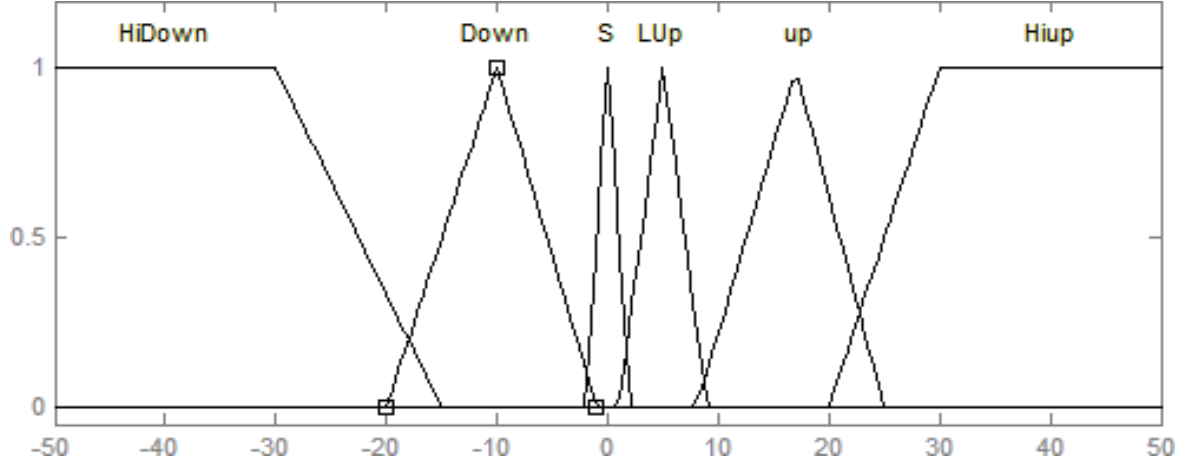
Şekil 5.4 EOG bulanık mantık denetleyicisi blok diyagramı.

Tasarlanan bulanık model, EOG sinyallerinden dh , dv gibi iki adet EOG sinyal özelliğini kullanarak 4 temel yön hareketinin yanında, göz kırpma ve Tik hareketleri istemsiz kas kaynaklı vücut hareketlerini de algılamaktadır. Bulanık modelin tasarımı Matlab kullanılarak hazırlanmıştır. 2 girişli ve 1 çıkışlı bir bulanık mantık denetleyicisi tasarlanmıştır. Denetleyicinin değişken yapısı ve kullandığı çıkarım metodlarını gösteren tasarım şeması Şekil 5.5'te gösterilmiştir.

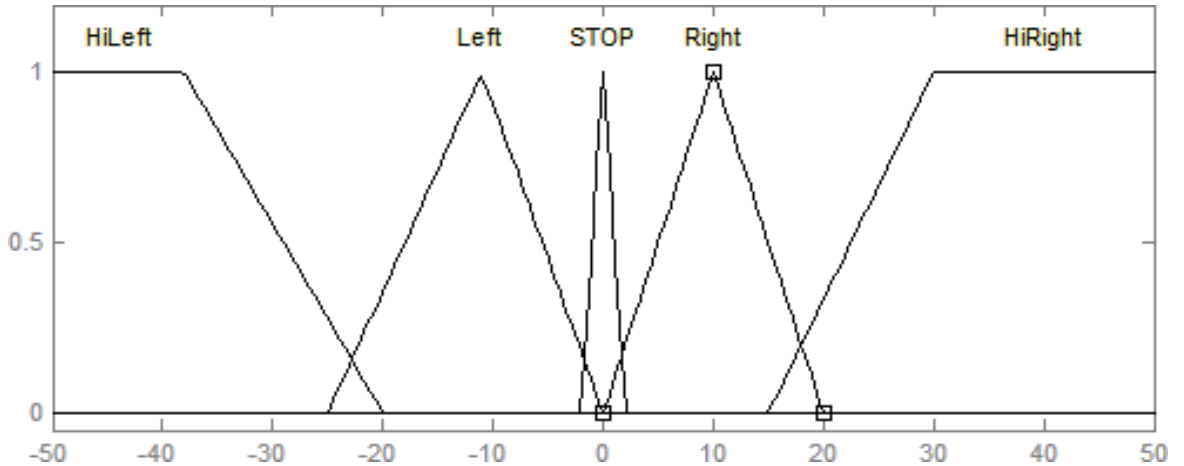


Şekil 5.5 EOG bulanık mantık denetleyicisi parametre ve çıkarım yöntemi şeması.

Modelin girdileri olan dh ve dv parametrelerine ait üyelik kümeleri Şekil 5.6'da gösterilmiştir. Üyelik kümelerinin tasarımında üçgen üyelik fonksiyonları kullanılmıştır. Üyelik fonksiyonları mümkün olduğu kadar birbiri ile kesişime uğratarak bulanıklık artırılmış ve sistem karar aşamasında doğruluk oranı artırılmaya çalışılmıştır.



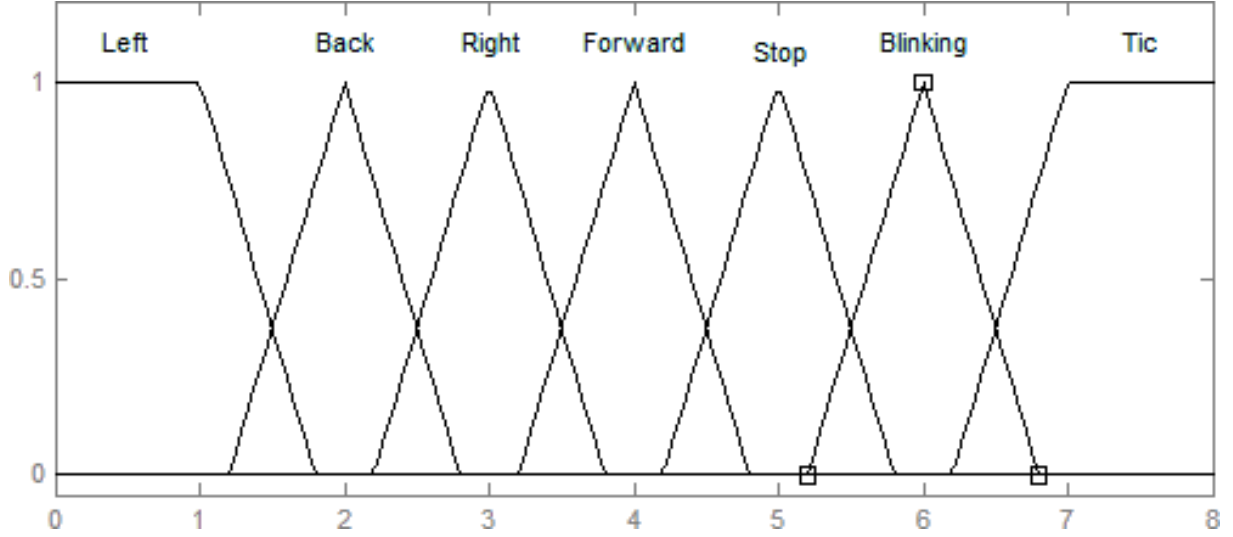
(a)



(b)

Şekil 5.6 Bulanık Denetleyici giriş üyelik kümeleri, (a) dv , (b) dh .

Şekil 5.6'da görüldüğü üzere model girdileri $+50/-50$ değeri arasında ölçeklenmiştir. Böylece model çalışma sınırları belirlenmiştir. Tasarlanan bulanık denetleyicisinin 7 farklı hareketi algılayabilmesi amacıyla bir çıkış üyelik kümesi tanımlanmıştır. Tanımlanan çıkış üyelik kümesi Şekil 5.7'de gösterilmiştir.



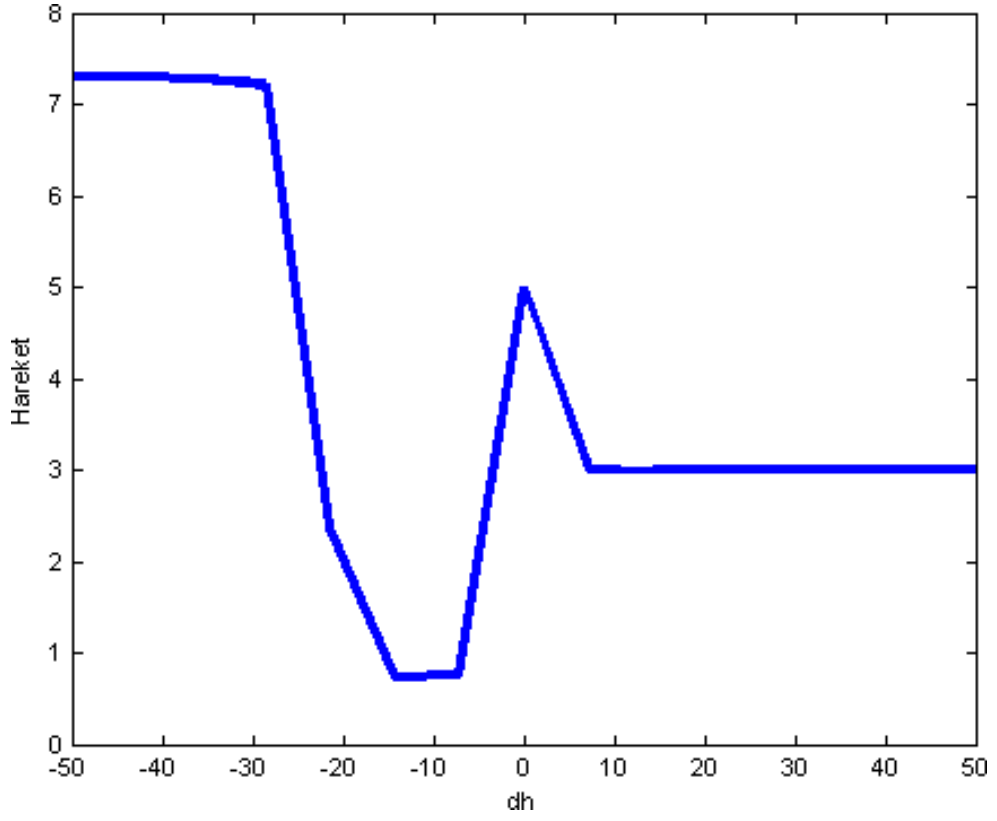
Şekil 5.7 Bulanık mantık denetleyicisi çıkış kümesi.

Bulanık denetleyici model karar mekanizmasında uzman tarafından oluşturulan bir kural tabanı kullanarak sonuç çıkarılmaktadır. Kural tabanı oluşturulurken giriş bulanık kümesi üyelik fonksiyonlarının kartezyen çarpımı karar kural yazılması gerekmektedir. Bu bağlamda tasarlanan modelde, d_h girdisi için 5 ve d_v girdisi için ise 6 üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Bu nedenle kural sayısı 30 olarak bulunmuştur. Denetleyici modelde hazırlanan kural tabanı Tablo 5.1'de gösterilmiştir.

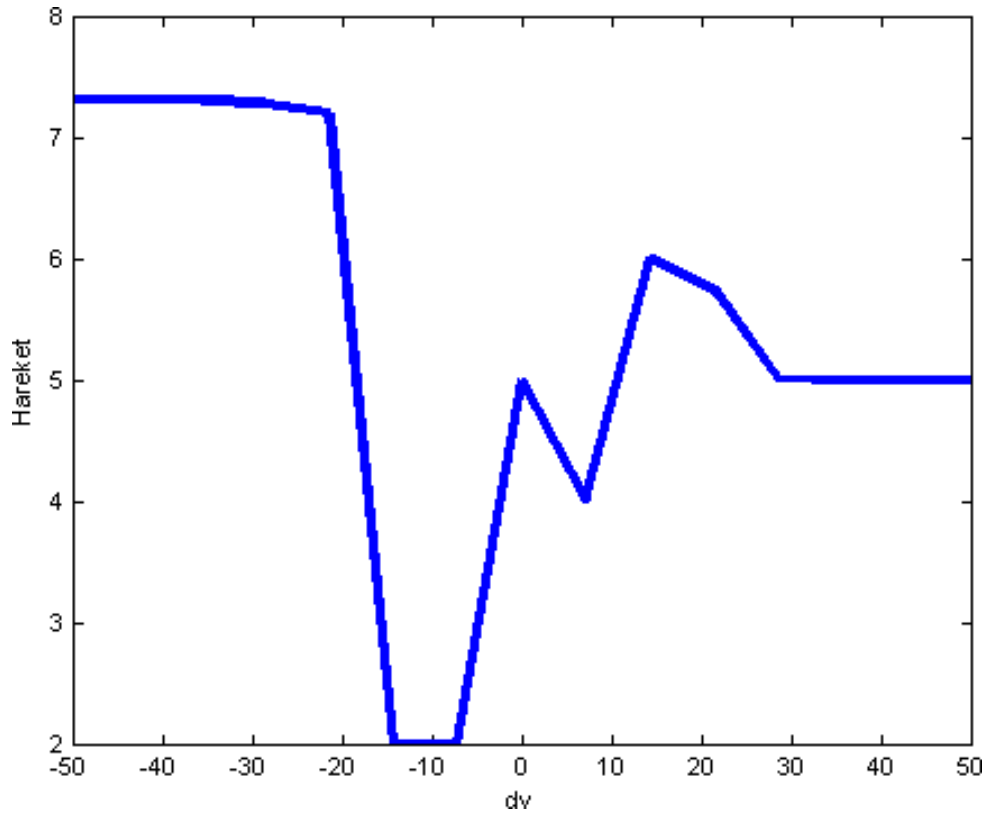
Tablo 5.1 Bulanık Denetleyici model kural tablosu.

No	dh	dv	Hareket
1	STOP	Down	Back
2	STOP	S	Stop
3	STOP	LUp	Forward
4	STOP	HiDown	Tic
5	STOP	HiUp	Stop
6	STOP	Up	Blinking
7	Right	Down	Right
8	Right	S	Right
9	Right	LUp	Right
10	Right	HiDown	Tic
11	Right	HiUp	Stop
12	Right	Up	Right
13	HiRight	Down	Right
14	HiRight	S	Right
15	HiRight	LUp	Right
16	HiRight	HiDown	Tic
17	HiRight	HiUp	Right
18	HiRight	Up	Right
19	HiLeft	Down	Tic
20	HiLeft	S	Tic
21	HiLeft	LUp	Tic
22	HiLeft	HiDown	Tic
23	HiLeft	HiUp	Left
24	HiLeft	Up	Left
25	Left	Down	Left
26	Left	S	Left
27	Left	LUp	Left
28	Left	HiDown	Tic
29	Left	HiUp	Stop
30	Left	Up	Left

Bulanık denetleyici model çıktılarına bakıldığında, iki boyutlu olarak dh ve dv girdilerine karşılık hareket çıktısına ait davranış grafikleri sırasıyla Şekil 5.8-9'da gösterilmiştir.

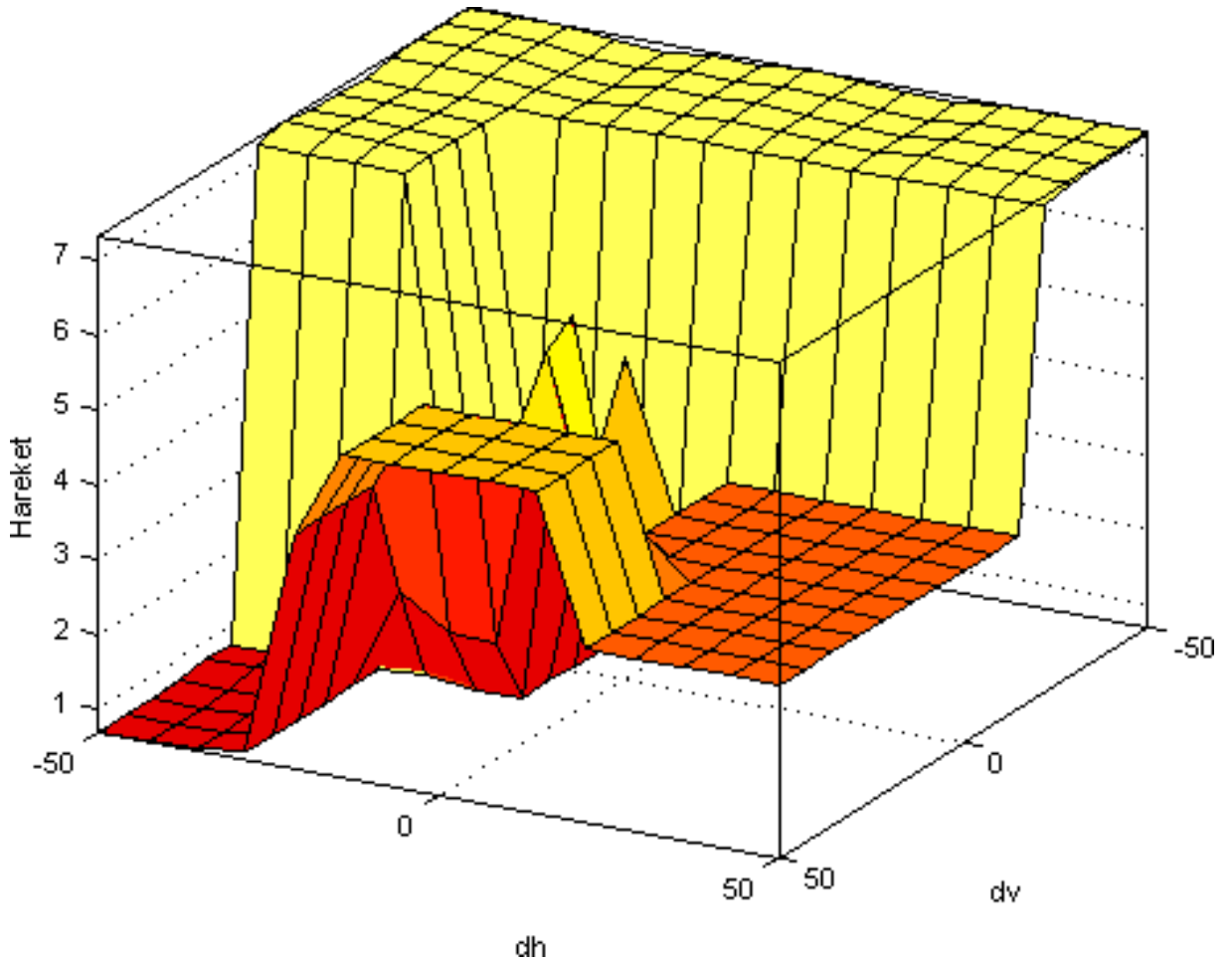


Şekil 5.8 Bulanık dh girdisine karşılık çıkış davranışı.



Şekil 5.9 Bulanık dv girdisine karşılık çıkış davranışı.

2 boyutlu elde edilen grafiklerde görüldüğü üzere çıkış davranışlarına göre hareketleri oluşturan özelliklerin algılanma aralıkları ortaya çıkmıştır. Örnek verilecek olursa dh ve dv değerleri 0 elde edildiğinde hareket 5 (Dur)'e gitmiştir. Dahası dikey kanalda -16 mV değerinden daha küçük hesaplanan özellik girdisine karşılık bulanık çıkış 7 (tik) davranışını işaret ederken, yatay kanalda +7 ile +50mV aralığında hareket 3 (Sağ)'e gitmiştir. Model tasarımında dikkat edilen en önemli konu; her iki kanaldan da eşit seviyeli bir özellik girdisi geldiğinde yatay kanal davranışı dikkate alınmakta veya hangi özellik baskınsa o özellik çıkışta hareket ifade etmektedir. Model çıkış yüzey grafiği Şekil 5.10'da gösterilmiştir.



Şekil 5.10 Bulanık model çıkış yüzey grafiği.

Uygulamanın son aşamasında, tasarlanan model istatistiksel ölçüm parametreleri kullanılarak test edilmiştir. Bu işlem için, istatistikte çoklukla kullanılan R^2 (Belirlilik Katsayısı), MAE (Ortalama Mutlak Hata), MRE (Ortalama İlişkisel Hata) gibi doğrulama ölçütleri hesaplanmış ve Tablo 5.2'te verilmiştir.

Tablo 5.2 Bulanık Denetleyici model istatistik sonuçları.

MSE	R ²	MAE	MRE
0.590667	0.975249	0.223444	0.056569

Literatürde özellikle sınıflandırma işlemlerinde model başarımını analiz etmek ve veri seti sınıflarının oransal tahmin edilebilirliğini ortaya koyabilmek amacıyla karışıklık matrisi yöntemi kullanılmıştır. BD model için pozitif (hareket var) ve negatif (hareket yok) durumları için performans analizi yapılmış ve pozitif ve negatif tahmin olasılıkları hesaplanmıştır. Elde edilen veriler ile karışıklık matrisi oluşturulmuş ve Tablo 5.3'te BD model karışıklık matrisi gösterilmiştir.

Tablo 5.3 Bulanık Denetleyici model karışıklık matrisi

		Tahmin Edilen Sonuçlar		
		Hareket Var	Hareket Yok (5)	Toplam
Deneysel Sonuçlar	Hareket Var	8149	1286	9435
	Hareket Yok (5)	1885	73000	74885
	Toplam	10034	74286	84320

Karışıklık matrisi yardımıyla pozitif ve negatif gruplar için duyarlılık ve belirlilik analizi yapılarak veri seti tahmin doğruluğu ortaya konulmuştur. Karışıklık matrisinden elde edilen istatistikî veriler Tablo 5.4'te verilmiştir.

Tablo 5.4 Bulanık Denetleyici model karışıklık matrisi analiz sonuçları.

Anma	Kesinlik	Hata	TSD
0.8637	0.8121	0.0376	0.9624

Karışıklık matrisinde görüldüğü üzere veri setinde hareket olan noktaların sayısı azdır. Hareket olmayan noktaların sayısı fazladır. Modelin hareket algılama duyarlılığı ve tahminler arasındaki doğruluk oranı sırasıyla 0.8637 ve 0.8121 olarak elde edilmiştir. Modelin toplam sınıflandırma doğruluğu ise 0.9624 gibi yüksek bir değer olarak elde edilirken, hata oranı %4 seviyesinde bulunmuştur. Hazırlanan Bulanık denetleyici model farklı zamanlarda 8 farklı

bireyden alınan 60 saniye süreli EOG sinyali için de test edilmiş ve model sınıflandırma başarımları hesaplanmıştır. Elde edilen bulgular Tablo 5.5’te verilmiştir.

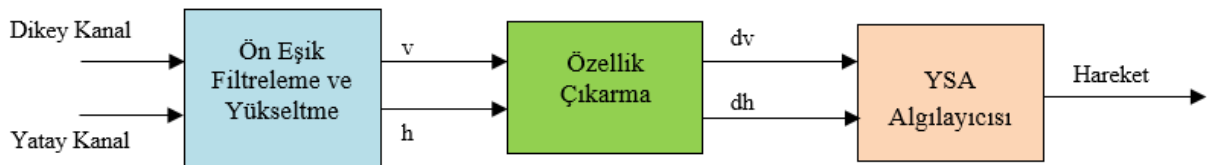
Tablo 5.5 8 farklı EOG test verisi için Bulanık Denetleyici sınıflandırma başarımı.

Test Sinyalleri	Sınıflandırma Doğruluğu(TSD)
1	0.9937
2	0.9889
3	0.9997
4	1
5	0.9985
6	0.9996
7	0.9979
8	0.9755
Ortalama:	0.994225

Sonuç olarak bulanık sistem, karmaşık bir analog sistemin hareket algılama sürecinde istatistik açısından başarılı sonuçlar ortaya konulmuştur.

5.3 EOG YAPAY SİNİR AĞI ALGILAYICI MODELİ

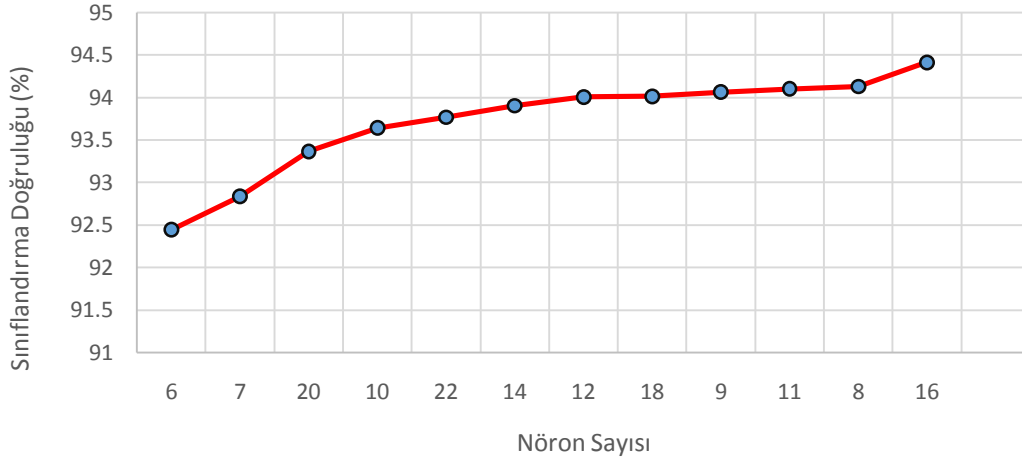
Yapay sinir Ağları metodu, Bulanık mantık denetleyici modelde olduğu gibi doğrusal olmayan mühendislik problemi çözümünde sınıflandırıcı ve fonksiyon yakınsayıcı olarak yaygın kullanılan bir yöntemdir. YSA insan beynindeki gibi deneyimlerinden genelleme yapabilme yeteneğine sahip matematiksel bir modeldir. Bu sebeple YSA ağ modelinin bir veri seti ile eğitilmesi gerekmektedir. Hazırlanan modelin veri seti, dh , dv özelliklerini girdi alan ve anlık hareket durumlarını çıkış olarak kullanmaktadır. Bu tasarım düşüncesinden hareketle YSA algılayıcı modele ait sistem blok diyagramı Şekil 5.11’de gösterilmiştir.



Şekil 5.11 YSA algılayıcı model sistem blok diyagramı.

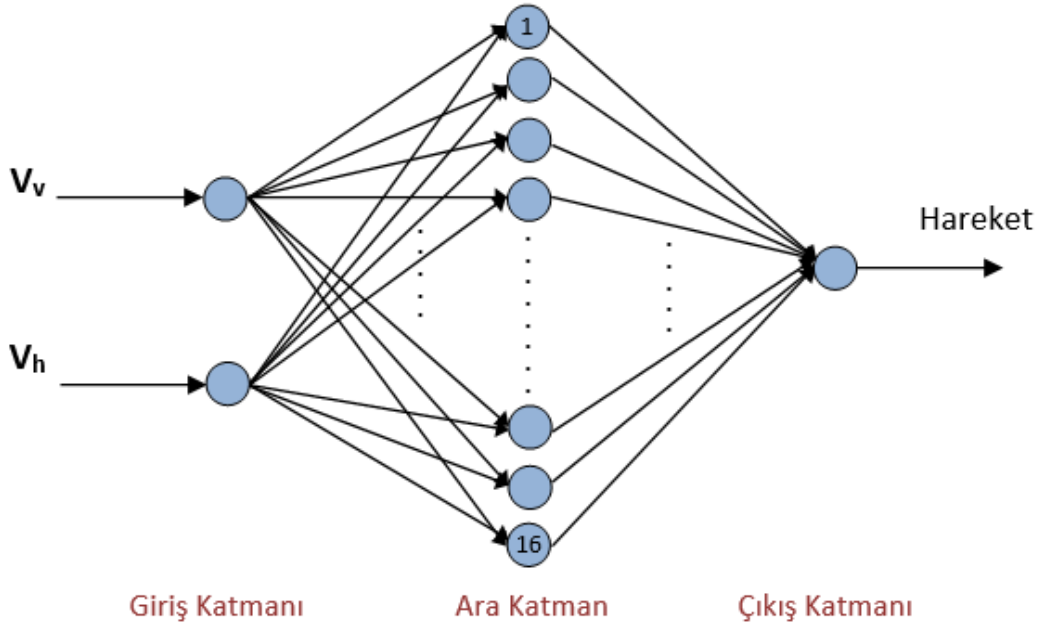
Algılayıcı olarak tasarlanan YSA modeli, literatürde yaygın şekilde kullanılan ileri yönlü yapay sinir ağı temel topoloji olarak kullanılmaktadır. Hazırlanan yapı 2 girişli, 1 çıkışlı ve 1 gizli

katmana sahip bir mimariye sahiptir. Topolojide en iyi sonuca oluşmak için ara katman nöron sayısı önemli bir etkidir. Bu bağlamda, ara katman nöron sayısını bulmak amacıyla deneysel denemeler yapılmış ve farklı ara katman nöron sayısına sahip mimariler için SD değerleri hesaplanmıştır. Her mimari için elde edilen doğruluk değerleri Şekil 5.12’de gösterilmiştir.



Şekil 5.12 Farklı ara katman nöron sayısı için topoloji başarımı.

Şekil 5.12’te görüldüğü üzere 16 ara katman nöron sayısına sahip mimari en iyi sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. Bu nedenle önerilen modelde ara katman nöron sayısı 16 olarak belirlenmiştir. Böylece YSA topolojisi her katmanında sırasıyla 2, 16, 1 yapay nöron hücresi barındırmaktadır. Kullanılan YSA topolojisi Şekil 5.13’te gösterilmiştir.



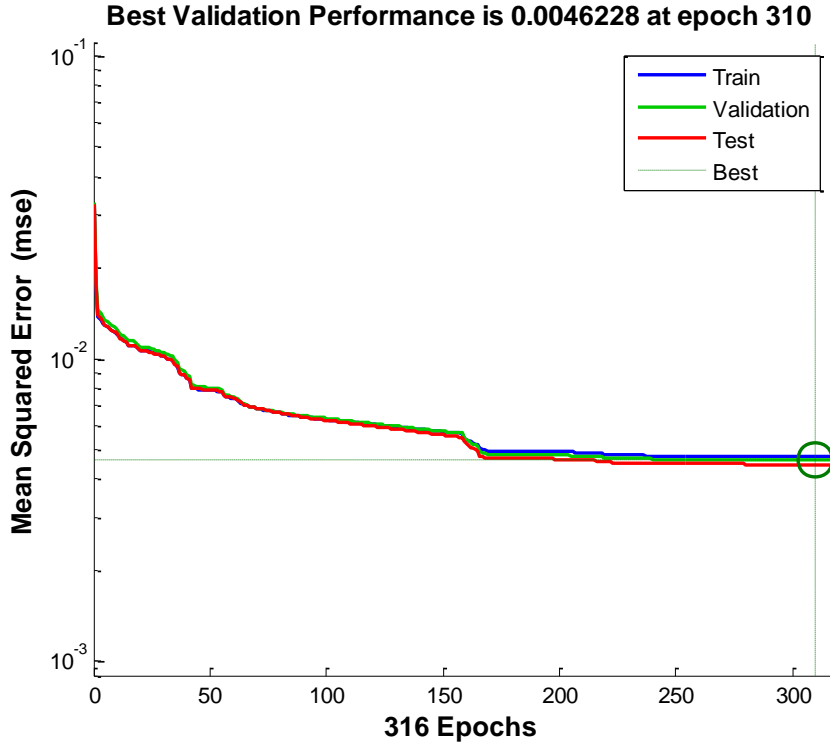
Şekil 5.13 YSA algılayıcı model topolojisi.

Model eğitim süreci öncesinde, veri setiyle birlikte ağı parametrelerinin belirlenmesi gerekmektedir. Bu nedenle tasarlanan algılayıcı modele ait eğitim parametreleri Tablo 5.6’da gösterilmiştir.

Tablo 5.6 YSA model parametreleri.

Katman Sayısı	3
Giriş Katmanı Nöron sayısı	2
Ara Katman Nöron sayısı	16
Çıkış Katmanı Nöron sayısı	1
Öğrenme Katsayısı	0.01
Performans Ölçütü	(Ortalama Karesel Hata)
Hedef	0
Momentum Katsayısı	0.9
Aktivasyon Fonksiyonu	Bipolar sigmoid
Öğrenme Algoritması	Levenberg–Marquardt







Ağ parametreleri belirlendikten sonra veri setinin 0-1 arasında ölçeklenmesiyle veri normalizasyonu gerçekleştirilmiştir. Normalize edilen veri seti ile ağ 316 iterasyon boyunca eğitilmiştir. Eğitim süreci, Matlab nftool aracı yardımıyla gerçekleştirilmiştir. Bu aracın önemli özelliği eğitim evresinde literatürde yaygın kullanılan 10-kat çapraz doğrulama metodu kullanarak ezberleme probleminin önüne geçmektedir. Geçerlilik eğrisi eğimi azalmıyorsa algoritma eğitimi durdurmaktadır. Modelde YSA algoritması ağı 316 iterasyon boyunca eğitmiş ve sonrasında eğim azalmadığı için eğitimi durdurmuştur. Eğitim sonucunda elde edilen eğitim performansı Şekil 5.14’te gösterilmiştir.



Şekil 5.14 Ağ eğitim performansı.

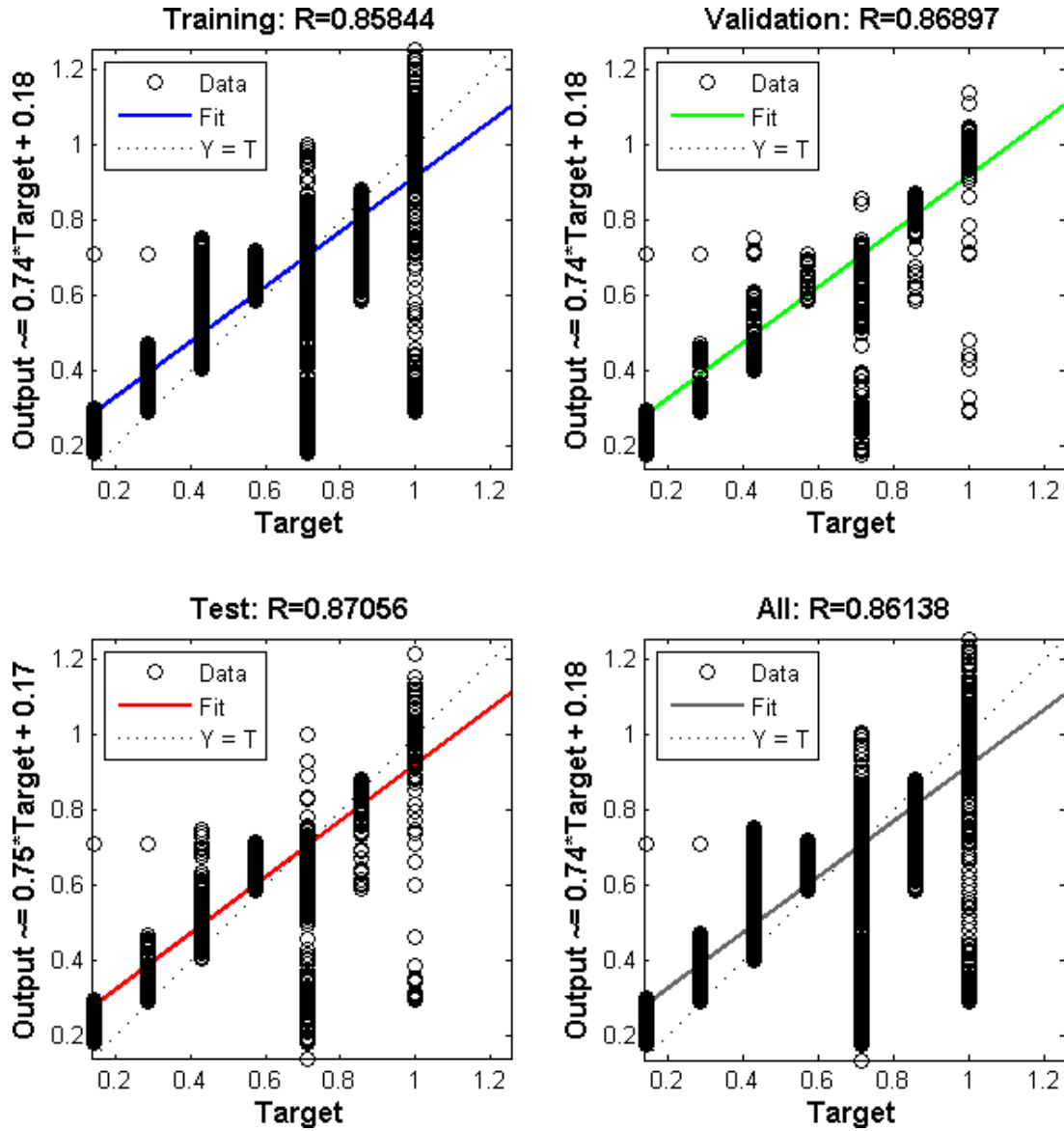
Eğitim sonucunda eğitim, doğrulama ve test süreçlerine ait istatistik parametreleri hesaplanmış ve hesaplanan bulgular Tablo 5.7’de gösterilmiştir. Burada MSE (Ortalama Karesel Hata) ve Regresyon Katsayısı (R) performans kriteri olarak hesaplanmıştır.

Tablo 5.7 Ağ eğitim süreci istatistiksel performansı.

	 Samples	 MSE	 R
 Training:	64228	4.74495e-3	8.58437e-1
 Validation:	8564	4.62276e-3	8.68965e-1
 Testing:	12846	4.47441e-3	8.70563e-1

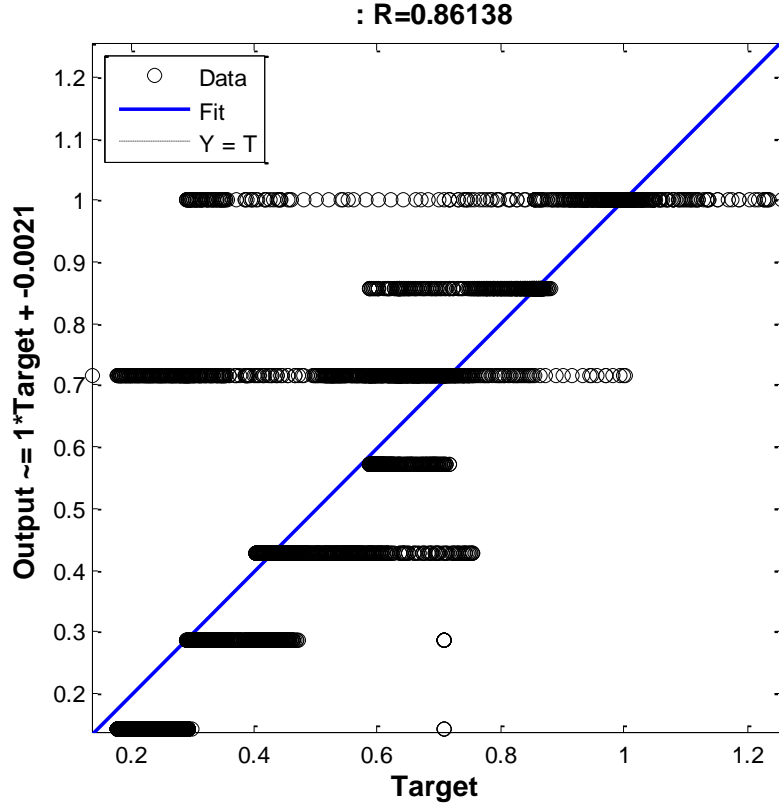
Eğitim sürecinde üç (Eğitim, Doğrulama ve Test) durum için regresyon analizi eğrileri elde edilmiştir. Böylece ağ eğitiminin istatistik olarak başarımı gözlenmiştir. Şekil 5.15’te eğitim süreci regresyon eğrileri gösterilmiştir. Şekilden de görülebileceği gibi, eğitim süreci; eğitim, doğrulama ve test aşamalarının hepsinde $R \approx 0.87$ seviyesinde hesaplanmıştır. Regresyon katsayısı R, 1’e yakın elde edilirse hesaplanan ve beklenen değerler arasındaki korelasyonun yüksek, 0’a yakın bulunursa korelasyonun düşük olduğunu göstermektedir. Bu nedenle

problem çözümlerinde model başarımı için bu katsayının 1'e yakın olması beklenmektedir. Şekil 5.15'te görüldüğü üzere eğitim sürecinde elde edilen çıkışlar ile beklenen çıkışlar arasında regresyonun yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Sonuç olarak, önerilen ağ modelinin eğitim süreci başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir.



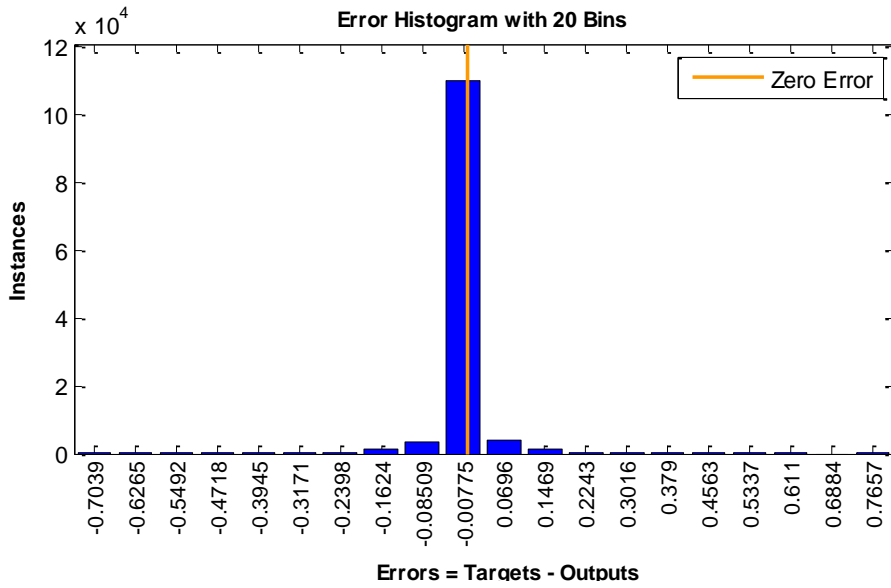
Şekil 5.15 YSA model eğitim fazı regresyon analizi.

YSA modellerinde önemli bir süreçte ağ test sürecidir. Bu süreçte eğitilen ağ modelimiz tüm veri seti ile test edilmiştir. Sonuç olarak ağın test fazı karesel hata oranı =0.0046921ve regresyon değerinin ise R=0,861378 olarak elde edilmiştir. 90sn'lik ve 90000 örnekli bir veri seti kullanılarak eğitilen ve test edilen YSA modeli için regresyon eğrisi çizilmiş ve Şekil 5.16'da gösterilmiştir.



Şekil 5.16 YSA model test fazı regresyon analizi.

Önerilen YSA modelinin sınıflandırma doğruluğu Eşitlik 5.1 kullanılarak hesaplanmış ve % 94.17 gibi yüksek bir değer elde edilmiştir. Test fazında ağın çıkış hatasının analiz etmek amacıyla hata histogram grafikleri elde edilmiştir. Böylece ağın ortalama çıkış hatası dağılımı gözlemlenmiştir. Elde edilen hata histogram grafiği Şekil 5.17’de verilmiştir.



Şekil 5.17 YSA model test fazı hata-histogram dağılımı.

Önerilen modelin istatistiksel açıdan sınıflandırma başarımını ölçmek amacıyla karışıklık matrisi analizi gerçekleştirilmiştir. Model, hareket (Pozitif) ve hareket olmayan noktalar (Negatif) olarak 2 grupta analiz edilmiştir. Her iki grup içinde oransal değerler hesaplanarak karışıklık matrisi oluşturulmuş ve Tablo 5.8’de YSA model karışıklık matrisi gösterilmiştir.

Tablo 5.8 YSA model Karışıklık matrisi

		Tahmin Edilen Sonuçlar		
		Hareket Var	Hareket Yok (5)	Toplam
Deneysel Sonuçlar	Hareket Var	6932	3821	10753
	Hareket Yok (5)	1151	73734	74885
	Toplam	8083	77555	85638

Karışıklık matrisi yardımıyla pozitif ve negatif gruplar için duyarlılık ve belirlilik analizi yapılarak veri seti tahmin başarımı hesaplanmıştır. Elde edilen istatistiksel veriler Tablo 5.9’da verilmiştir.

Tablo 5.9 YSA model karışıklık matrisi analiz sonuçları

Anma	Kesinlik	Hata	TSD
0.6447	0.8576	0.0587	0.9419

Test fazında model karışıklık matrisi üzerinden analiz edildiğinde, modelin gerçekte var olan hareket noktalarını algılama olasılığı 0.6447, tahmin edilen hareket noktaları arasında doğruluk oranı 0.8576 olarak elde edilmiştir. Modelin toplam doğruluk oranı ise 0.9419 olarak elde edilmiştir. Bu test fazını geliştirmek amacıyla YSA model, farklı zamanlarda 8 farklı bireyden alınan 60 saniye süreli EOG sinyali için de test edilmiş ve model sınıflandırma başarımları hesaplanmıştır. Elde edilen bulgular Tablo 5.10'da verilmiştir.

Tablo 5.10 8 farklı EOG test verisi için YSA model sınıflandırma başarımları.

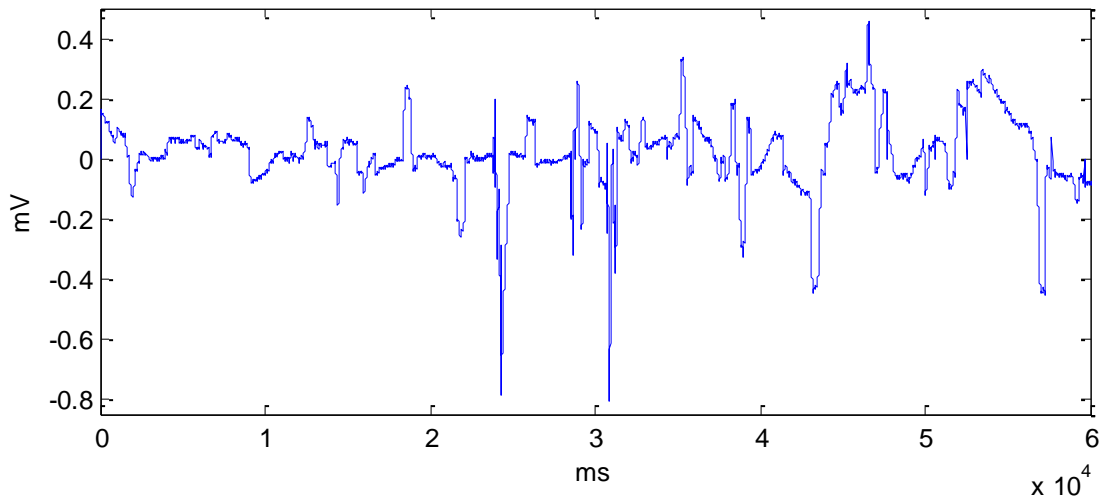
Test Sinyalleri	Sınıflandırma Doğruluğu (TSD)
1	0.9482
2	0.9034
3	0.9708
4	0.9803
5	0.9820
6	0.8981
7	0.9903
8	0.8325
Ortalama:	0.93820

Tüm bulgular göstermektedir ki önerilen ağ modeli yüksek başarımla eğitilmiş ve farklı veri setleri kullanılarak doğruluk testleri yapılmıştır. Doğruluk testlerinde model başarımları ortalama %94 seviyelerinde elde edilmiştir. Sonuçta önerilen kontrol algoritmaları ve YSA modeli kullanılarak sadece 2 giriş ile EOG sinyallerinin yön tahminin başarılı bir şekilde gerçekleştirilebileceği gösterilmiştir. Ortaya konulan modelin eğitim süreci artırılabilir ve veri seti geliştirilebilir ise ağ performansının artırılabilirliği modelin yapısal bir gerekliliğidir.

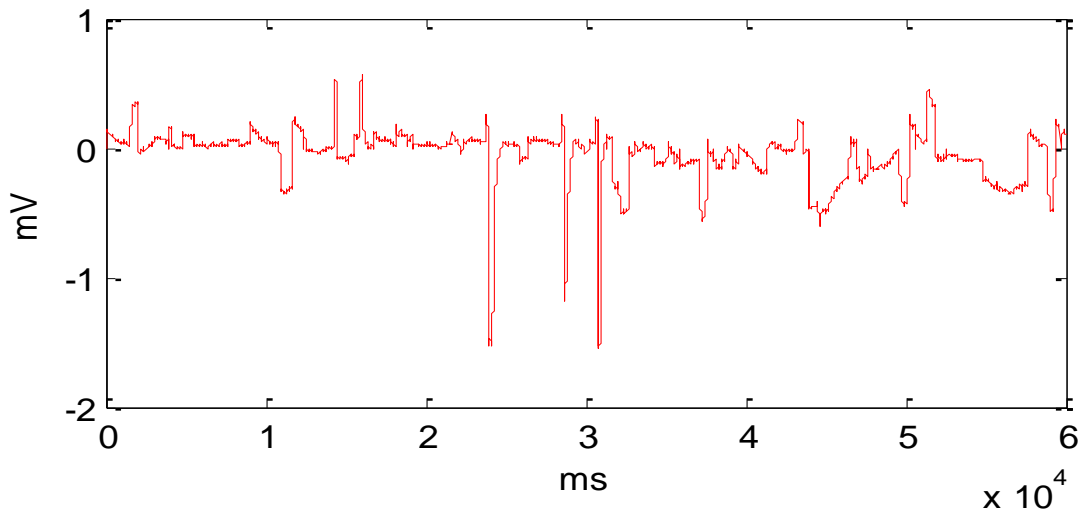
5.4 EOG VE ŞAŞILIK KONTROLLÜ BULANIK YÖN TESPİT SİSTEMİ

Bu çalışmada, EOG sinyallerinin elde edilmesinde hasta göz problemleri önemli bir etkidir. Buradan hareketle sık görülen bir göz problemi olan şaşılık (Göz kayması) durumunun akıllı sistem hareket algılayıcı model ile basit bir şekilde nasıl modelleneceği gösterilmiştir. Önceki uygulamalarda olduğu gibi veri ölçümleri yapılarak veri seti oluşturulmuş ve bu veri seti

yardımıyla bulanık algılayıcı model tasarımı için uzman görüşü hazırlanmıştır. Veri seti için EOG verileri BIOPAC MP45 ürünü ile 1kHz örnekleme oranı kullanılarak alınmıştır. Alınan verilerin doğruluğunun sağlanması amacıyla yaşları 19-33 arasında değişen 10 denekten EOG sinyali alınmıştır. Bu deneklerden 8'i normal birey, 2'si ise göz kayması olan bireylerden oluşmaktadır (5 sağlıklı bayan birey, 3 sağlıklı erkek birey ve 2 göz kayması bulunan birey). Deneklerin hastalık tanıları resmi klinikte uzman doktorlar tarafından konulmuştur. Böylece elde edilen sinyallerin barındırdığı göz hareketlerinin genlikleri tespit edilmiştir. Bunun sonucunda yapılan çalışmanın test doğruluğu sağlanmıştır. Örnek olarak sağlıklı bir bireye ait 60sn'lik EOG sinyalleri Şekil 5.18' de gösterilmiştir.



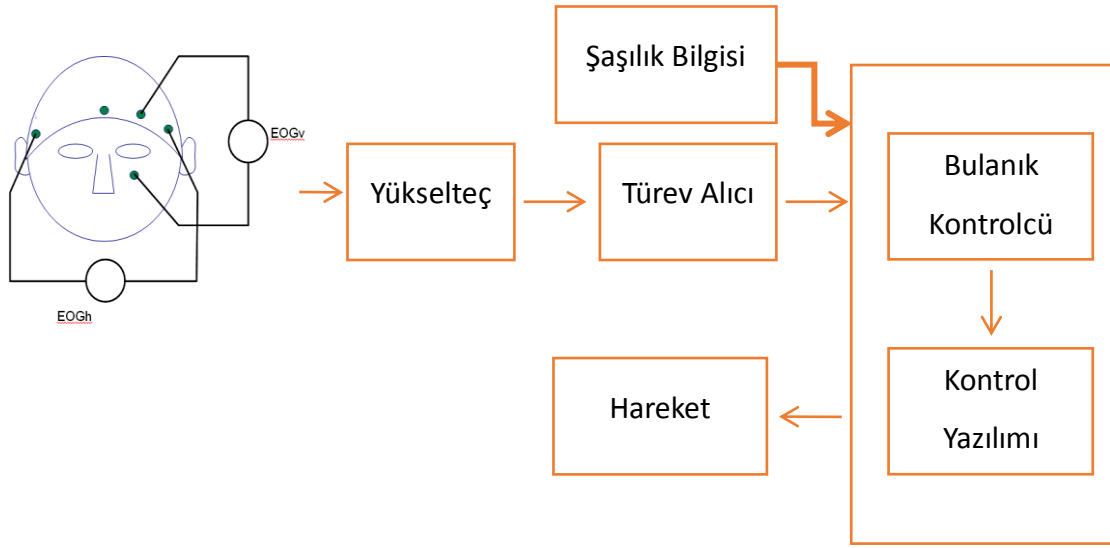
(a)



(b)

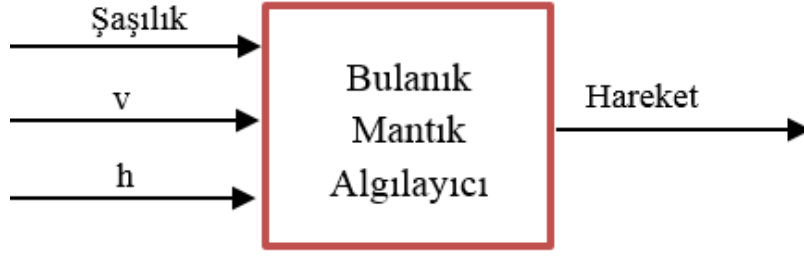
Şekil 5.18 Sağlıklı birey EOG sinyalleri, (a) yatay kanal, (b) dikey kanal.

Alınan analog EOG sinyalleri düşük genliğe sahip olduğu için 2 kanaldan alınan sinyaller 50 kat yükseltilmiştir. Daha sonra yükseltile yata y ve dikey EOG sinyallerinin 1. türevleri alınarak göz hareketindeki değişimi ifade eden hareket noktaları elde edilmiştir. Böylece EOG sinyallerinde bulanık model için gereken özellikler çıkarılmıştır. Buradan 2 özellik elde edilmiştir. Şaşılık bilgisi burada 0-1 şeklinde kodlanarak yata y ve dikey özelliklerle birlikte bulanık kontrolcüsüne verilmiştir. Sonuç olarak bulanık kontrolcü, harekete karar vermekte ve sonra elde edilen yön bilgisi eş zamanlı kontrol için, hazırlanan grafik arayüz programına aktarılmaktadır. Önerilen şaşılık kontrollü bulanık denetleyici model blok diyagramı Şekil 5.19’da gösterilmiştir.



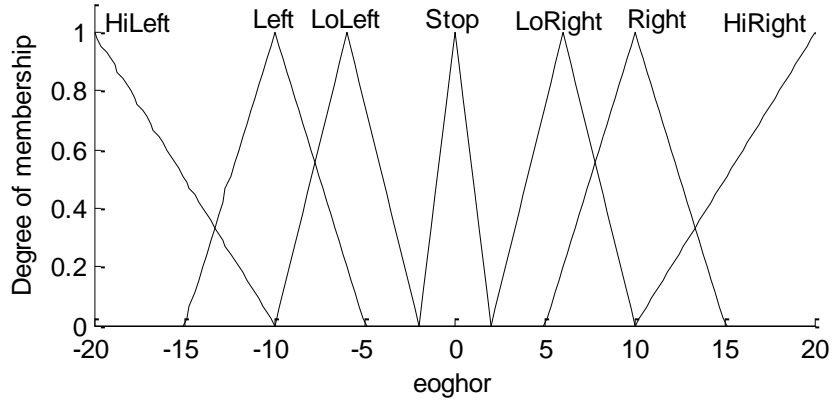
Şekil 5.19 Şaşılık kontrollü bulanık denetleyici model blok diyagramı.

Modelde kullanılan bulanık kontrolcü 3 evreden oluşmaktadır. Birinci evrede, bulanıklaştırma işlemi yapılmaktadır. Burada, sistemin gerçek girişleri bulanık girişlere dönüştürülmektedir. Bulanık sistem girişleri, dikey, yata y EOG sinyali özellikleri ve şaşılık bilgisinden oluşmaktadır. Yata y EOG girdisi; High left, Left, Low Left, Stop, Low Right, Right ve High Right üyelik fonksiyonları ile tanımlanmış, Dikey EOG girdisi ise High Down, Down, Low Down, Stop, Low Up, Up ve High Up üyelik fonksiyonları ile tanımlanmıştır. Tasarlanan bulanık model, 3 girişli ve 1 çıkışlı olacak şekilde hazırlanmıştır ve sistem blok diyagramı Şekil 5.20’de gösterilmiştir.

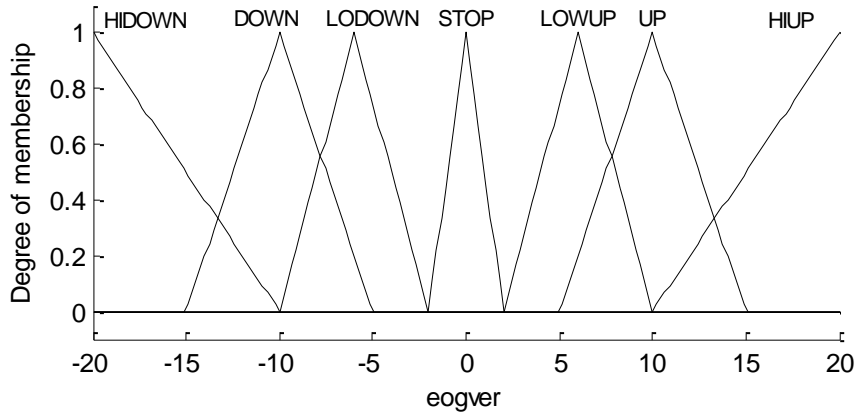


Şekil 5.20 Bulanık Algılayıcı blok diyagramı.

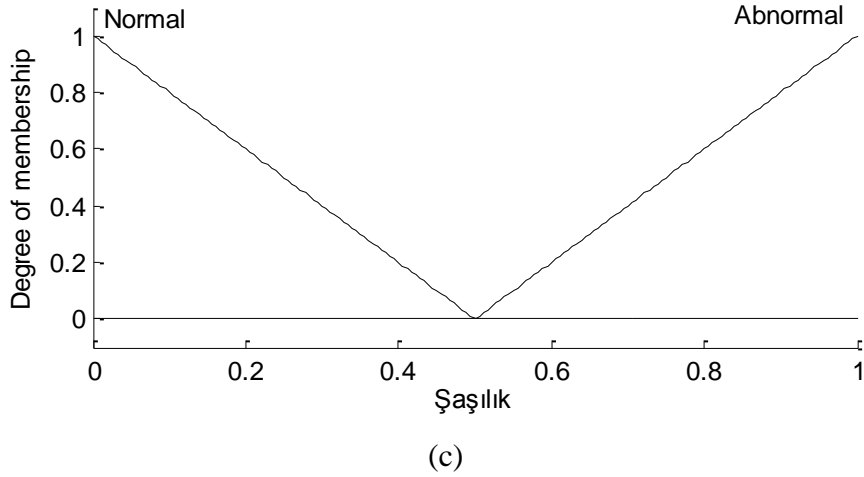
Bulanık Mantık kontrolcü tasarımında, kontrol yöntemi olarak Mamdani algoritması kullanılmıştır. Mamdani çıkarım yönteminde kurallar işlenirken önce “ve (kesişim)” daha sonra “veya (birleşim)” işlemcileri ile bulanık çıkışlar elde edilir. Durulaştırma evresi için ise ağırlık merkezi yöntemi kullanılarak hareket algılayıcı sistem hazırlanmıştır. Tasarlanan bulanık algılayıcı modele ait giriş üyelik kümeleri Şekil 5.21’de bulanık model girişlerinin bulanık kümeleri verilmiştir.



(a)



(b)



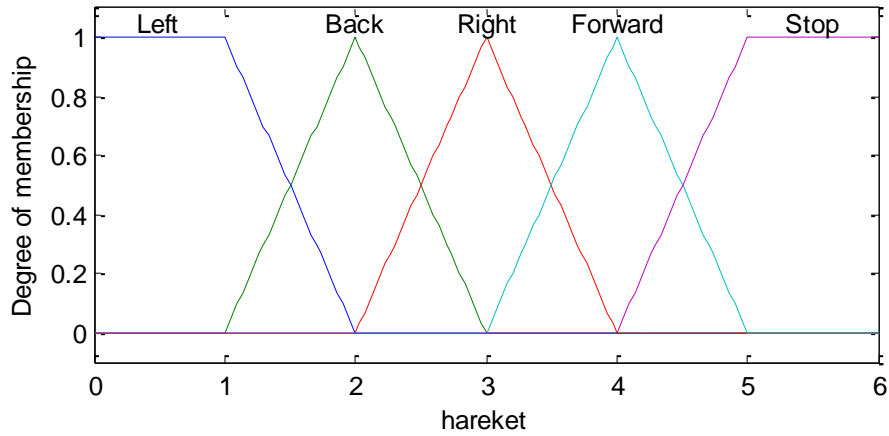
Şekil 5.21 Bulanık model giriş üyelik kümeleri; (a) yatay EOG, (b) dikey EOG ve (c) şaşılık.

Bulanık model girişlerine ait üyelik kümeleri, yatay ve dikey EOG girişi için -20mV ile 20 mV aralığı ile ölçeklendirilerek tasarlanmıştır. Buna ek olarak şaşılık girişi için ise 0-1 aralığı düşünülerek tasarlanmıştır. 0, normal bireyi ifade ederken, 1 şaşılık hastası olan bireyi ifade etmektedir. Hazırlanan bulanık model girdilerinde, yatay ve dikey EOG bulanık girdileri için 7 ve şaşılık girdisi için 2 üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Bu nedenle toplam 98 kural ile kural tabanı oluşturulmuştur. Tablo 5.11’de modelde kural tabanı örneği verilmiştir.

Tablo 5.11 Şaşılık kontrollü bulanık algılayıcı kural tabanı örneği.

No	EOGhor	EOGver	Şaşılık	Hareket
1	STOP	STOP	Normal	Stop
2	STOP	HighDown	Normal	Back
3	STOP	HighUp	Normal	Forward
4	LowRight	STOP	Normal	Right
5	LowRight	STOP	Abnormal	Stop
6	LowLeft	STOP	Abnormal	Stop
7	LowLeft	STOP	Normal	Left
8	Left	HighDown	Abnormal	Back
9	HiRight	LowUp	Abnormal	Right
10	HiLeft	LowUp	Abnormal	

Bulanık algılayıcı modelde çıkış olarak hareket verisi kullanılmıştır. Burada temel 5 hareket dikkate alınmıştır. Bunlar, Sağ, Sol, İleri, Geri ve Dur olarak ifade edilmiştir. Şekil 5.22’de Şaşılık kontrollü bulanık algılayıcı model çıkış üyelik kümesi görülmektedir.



Şekil 5.22 Şaşılık kontrollü bulanık algılayıcı model çıkış üyelik kümesi.

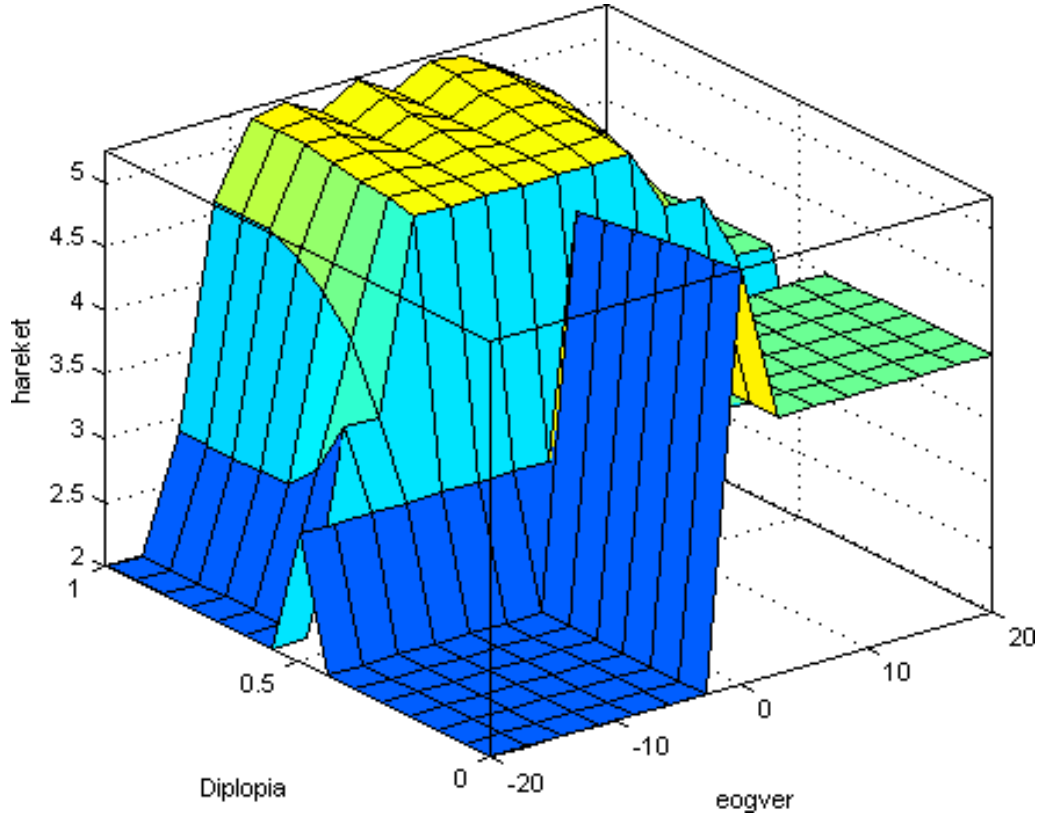
Alınan EOG ölçümlerinden elde edilen gözlemler ışığında şaşılık sorunu bulunan deneklerin yatay EOG genlikleri sağlıklı bireylere oranla daha küçük elde edilmiştir. Buradan hareketle, hasta bireylerin yön tespitinde HighRight/HighUp ve HighLeft/HighDown durumlarında hareket tespiti olduğu kurgulanmıştır. Bu bilgi ile kural tabanı oluşturulmuştur.

Sistem test edildiğinde EOG sinyali için, % 9511 oranında toplam sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir. Ek olarak istenen sınıflarının tahmin edilirliliği test edildiğinde, kesinlik değeri 0.9915 anma değeri 0.8677 olarak hesaplanmıştır. Sonuç olarak görülmüştür ki önerilen model hareket olan ve olmayan yerleri doğru algılamada yüksek bir başarıma sahiptir. Tasarlanan modele örnekler sunulduğunda alınan hareket çıktıları Tablo 5.12' de gösterilmiştir.

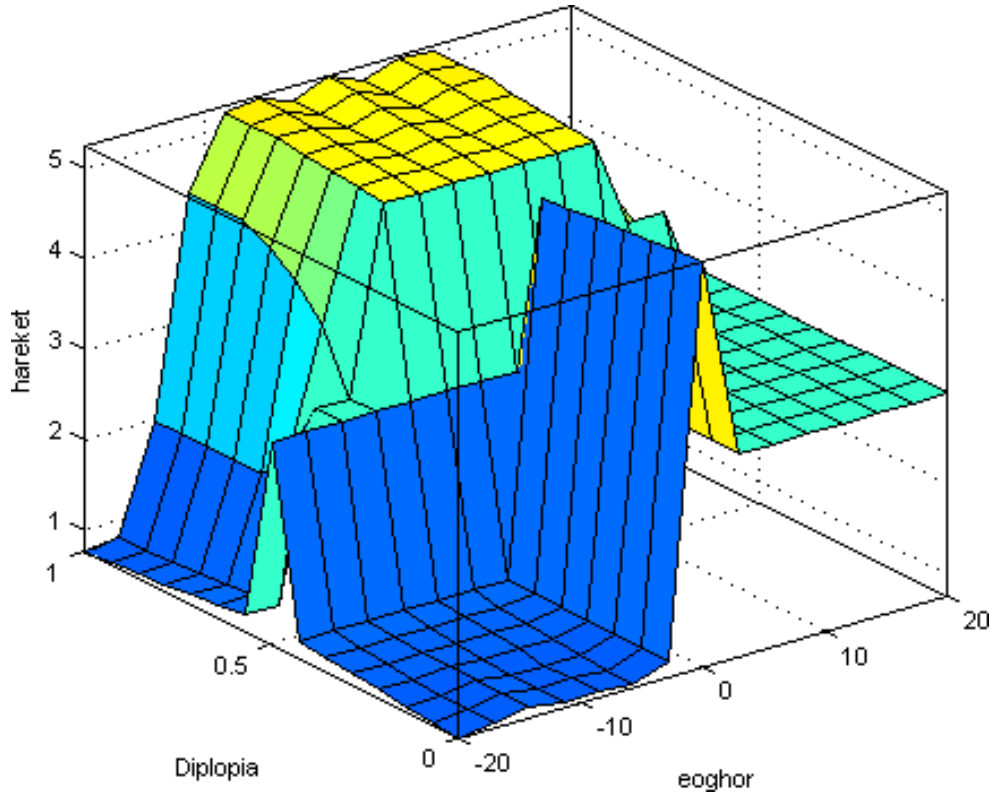
Tablo 5.12 Şaşılık kontrollü bulanık algılayıcı model için test örnekleri.

Yatay EOG sinyali	Dikey EOG sinyali	Şaşılık	Çıkış
0	0	0.922	5 (Stop)
10.6	0	1	3 (Sağ)
0	-15	0	2 (Geri)
5	1.2	1	5 (Stop)

Örnek çıkışlara ek olarak tasarlanan bulanık modelin yüzey grafikleri elde edilmiş ve ikili olarak Şekil 5.23'te gösterilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 5.23 Şaşılık kontrollü bulanık algılayıcı model çıkış yüzey grafikleri, (a) dikey-şaşılık, (b) yatay-şaşılık.

Yüzey grafikleri incelendiğinde, göz içerisinde şaşılık bilgisi hangi yönde sorun teşkil ediyorsa o kanaldan alınan EOG sinyaline etki ettiği gözlemlenmiştir. Bu bağlamda, öngörülen model kural tabanı oluşturulurken yatay ve dikey olarak şaşılık durumunun sonucu etkilediği varsayılmıştır. Elde edilen yüzey grafiklerinden şaşılık bilgisinin dikey ve yatay harekete etki ettiği ve özellikle yüksek gerilime sahip girdilerde sonuç ürettiği gözlemlenmiştir. Örnek verilecek olursa, şaşılık yok iken Sol hareket -6 mV seviyelerinde algılanırken, şaşılık varken -15 mV seviyelerine kadar düşmektedir. Tüm sonuçlar incelendiğinde modelin şaşılık bilgisini ve 2 EOG özelliğini kullanarak 5 temel hareketi doğru algılayabildiği ortaya konulmuştur. Ayrıca model şaşılık bilgisinin akıllı sistemin karar sürecini değiştirebildiğini göstermektedir.

BÖLÜM 6

SONUÇLAR

Bu çalışmada, EOG sinyallerinden anlamlı hareketler çıkararak, hareket yeteneği kısıtlı insanlar için yapay zekâ teknikleri ile yön belirleyen dinamik bir sistem tasarlanmıştır. Bu sistem tasarımında, EOG sinyallerinden anlamlı özellikler çıkarılması için hareket aralığı ismi verilen bir yöntem ve algoritma kullanılarak en uygun model ortaya konulmuştur. Farklı yapay zekâ teknikleri ile bu yöntem birleştirilerek uygulamalar gerçekleştirilmiş ve en verimli yapay zekâ modeli ortaya konulmuştur.

Yapay zekâ ile akıllı sistemlerin tasarımı günümüzde pek çok doğrusal olmayan mühendislik problemlerinin çözümünde kullanılmaktadır. Bu bağlamda, karmaşık olan EOG sinyallerinin akıllı bir sistem ile kullanımı felçli hastaların hayatlarını kolaylaştırmak için önemli bir araçtır. Bu gerçek ışığında pek çok akıllı sistem önerilmiştir. Ancak bu sistemlerin en büyük problemi akıllı sistemin kullanacağı EOG özelliklerinin tespitidir.

Çalışmanın ilk aşamasında, 19-33 arasında değişen 18 bireyden EOG sinyalleri alınmıştır. Bu sinyaller alınması aşamasında, bireylerin göz hareketleri ve süreleri kayıt edilmiştir. Böylece, göz hareketleri karşılığında, yatay ve dikey EOG sinyalleri üzerine etkileri analiz edilmiştir. Analiz sonucunda 7 hareket için sinyal davranışları incelenerek özellik çıkarımı işlemini gerçekleştirmek amacıyla, hareket aralığı algoritması önerilmiştir.

Çalışmanın ikinci aşamasında önerilen hareket aralığı algoritmasına sinyaller sunulmadan önce, yatay ve dikey kanallardan alınan 1000 Hz örnekleme EOG sinyalleri tespit edilen eşik değerleri ile filtrelenmektedir. Filtreleme işlemi sonrasında yatay ve dikey kanal verileri gürültüden ve istenmeyen aralıklardan temizlenmektedir. Hareket aralığı algoritması yatay ve dikey hareket aralığı özelliklerini, hareket tepe değerleri ve hazırlanan veri setinden elde edilen eşik işlem parametreleri ile farkını alarak hesaplamaktadır. Burada, her hareket için tespit edilmiş bir eşik işlem parametresi bulunmaktadır.

Çalışmanın üçüncü aşamasında dv,dh özelliklerinin hesaplanmasından sonra bu özellikleri kullanarak karar mekanizması oluşturan yapay zekâ modelleri önerilmiştir. Burada, fonksiyon yakınsama özelliği çok gelişmiş olan İYYSA ve kontrol sistemlerinde yaygın kullanılan BMD modelleri önerilmiştir. Uzman temelli tasarıma sahip BMD, 2 girişli ve 1 çıkışlı olarak tanımlanmıştır. Denetleyici tasarımında, bulanık kontrolcü olarak mamdani ve ağırlık merkezi durulaştırma yöntemleri kullanılmıştır. Tasarlanan bulanık denetleyici test edildiğinde ortalama sınıflandırma başarımı %97.32 elde edilmiştir. Sonrasında akıllı denetim işlemi için bir İYYSA model önerilmiştir. Bu model topolojik açıdan 3 katmanlı tasarlanmış ve her katmanında sırasıyla 2, 16, 1 nöron bulunacak şekilde kurgulanmıştır. İkinci aşamada elde edilen özellikler ve gerçek göz hareketlerini içeren ölçümler yardımıyla eğitim amaçlı bir veri seti oluşturulmuştur. Hazırlanan veri seti ile ağ topolojisi başarılı bir şekilde eğitilmiştir. Eğitim sonucunda, test edilen YSA modelinin sınıflandırma başarımı ortalama %94.17 olarak tespit edilmiştir.

Çalışmada son bölümde, önerilen yön algılayıcı modellerin çevrim dışı çalışabilmesi ve hareket kısıtı olan insanların yön kontrolünü takip edebilmeleri için bir kullanıcı arayüz programı hazırlanmıştır. Program özellik çıkarım işlemlerinin gerçekleştirilmesinin yanında, yapay zekâ modellerinden gelen hareket çıktıları hareket geçiş kontrol algoritması ismiyle kurgulanan yeni bir algoritma yardımıyla kontrol etmekte olası hareket geçiş sorunlarının önüne geçmektedir. Arayüz uygulaması Matlab betik dili kullanılarak hazırlanmıştır.

Çalışmada ek olarak, yaygın bir göz hastalığı olan şaşılık bilgisini EOG sürecine etkisi araştırılmıştır bu etkide görülmüştür ki şaşılık hareket yönünü önemli ölçüde etkilemektedir. Şaşılık sorununun bulunduğu yönde gerçekleşen hareketin genliğinin azaldığı gözlemlenmiştir. Bu nedenle hastanın sorun bulunan yönde hareket direktifi verebilmesi için daha güçlü bir kas hareketiyle gözünü ilgili yöne kaydırması gerekmektedir. Bu bilgiler ile 3 girişli ve 1 çıkışlı bir bulanık mantık denetçisi tasarlanmıştır. Model dışarıdan, ön filtreden geçirilmiş yatay ve dikey sinyallerin birinci türevlerini ve şaşılık[0-1] durumu alacak şekilde hazırlanmıştır. Şaşılık kontrollü bulanık yön denetleyicisi test edildiğinde sınıflandırma başarımının %96 olduğu gözlemlenmiştir. Böylece şaşılık bilgisinin akıllı bir sistemle kontrolü sağlanarak EOG temelli yön tespiti yapılmıştır.

Yapılan bu tez çalışmasında literatürden farklı olarak EOG sinyallerinden özellik çıkarım işlemini gerçekleştiren “hareket aralığı” isimli yeni bir yazılım algoritması önerilmiştir. Bu algoritmayla 2 temel özellik elde edilmiş ve bu iki özelliği kullanan yapay zekâ modelleri önerilmiştir. Yapılan testler sonucunda, YSA ve Bulanık Mantık denetleyicisinin her ikisinin de yön tespitinde başarımının yüksek olduğu tespit edilmiştir. Ancak bulanık mantık denetleyicisinin başarımının YSA’ya göre daha yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Yine gözlemler sonucunda yapay zekâ modellerinin sonuçlarının özellikle hareket geçişlerinde yaşadığı sorunu aşmak için geçiş kontrol algoritması olarak isimlendirilen yeni bir algoritma önerilmiştir. Böylece model başarımları artırılmıştır. Önerilen modeller ve algoritmalar bir kullanıcı arayüz uygulamasında birleştirilerek, kullanıcıların çevrim dışı yön kontrolünü denetleyebilmeleri sağlanmıştır. Çalışmada ek olarak, şaşılık probleminin de EOG yön tespiti üzerine etkisi araştırılmış ve şaşılık kontrollü bir bulanık denetleyici ile göz hareketlerin algılayabilen bir model de önerilmiştir. Önerilen modelin de başarımının yüksek olduğu ortaya konulmuştur.

Ayrıca literatürde yapılan çalışmalar 5 temel göz hareketini (Sol, Sağ, Yukarı, Aşağı ve Göz kırpma) algılama üzerine modellenmiştir. Bu bağlamda hazırlanan çalışmanın başarısı literatürdeki benzer çalışmalarla kıyaslanacak olursa: Metin Yıldız (2011) EOG ile göz hareketi tespitini %77 olarak yapabilmekteyken, Lawrence ve arkadaşları ise (2010) %90 olarak göz hareketi tespiti yapabilmektedir. Yapılan diğer bir sınıflandırma çalışmasında (Banerjee et. al 2013) % 69-80, başarı sağlanmıştır. Chieh ve arkadaşlarının yaptıkları (2005) görüntüleme sisteminde %87-89 başarı ve insan bilgisayar arabirim çalışmasında ise (Lawrence et.al 2010) %90 başarı sağlanmıştır. Gürkan ve arkadaşları (2012) yaptıkları çalışmada, 3 temel öz nitelikle YSA ve SVM algoritmaları kullanarak her iki metot için %100 sınıflandırma başarımı elde etmişlerdir. Hazırlanan tez çalışması ise bu çalışmalardan farklı olarak Tik hareketi ile birlikte 6 olası göz hareketini algılayacak şekilde kurgulanmıştır. Tasarlanan BMD ve YSA modelleri sırasıyla % 97.8 ve %94 gibi yüksek sınıflandırma başarımına sahiptir. Bu nedenle önerilen modellerin ileriki çalışmalarda kullanılabilirliği gösterilmiştir.

Yapılan bu çalışmada farklı veri madenciliği teknikleri yardımıyla, bu modeller tasarlanarak sonuçlar geliştirilebilir. Önerilen model çevrim dışı çalışmaktadır ancak yeterli donanım kaynağı sağlanırsa gerçek zamanlı denetim yapabilecek konuma gelebilir. Gerçek zamanlı denetim kurgusunun oluşturulmasıyla önerilen modeller bir gömülü sisteme uyarlanarak çevrim içi

alıřabilecek bir donanım tasarımı yapılabilir. Sonucunda elde edilen donanımlar hareket kısıtı olan hastaların gnlk hayatlarında kullanabilecekleri araların tasarımıda kullanılabilir.

KAYNAKLAR

- Anderson C** (1986) Learning problem solving with multilayer connectionist systems. PhD thesis, University of Massachusetts, p:156.
- Ardıç D** (2009) Optokinetik Nistagmus Sistemi Tasarımı. Yüksek Lisans Tezi, Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Toplam Sayfa:93.
- Aydın P ve Akova A Y** (2001) Temel Göz Hastalıkları. Güneş Yayınevi, Ankara.
- Bahill A T, Clark M R and Stark L** (1975) The main sequence: A tool for studying human eye movements. *Math. Biosci.*, 24:191-204.
- Banerjee A, Dattab S, Palb M, Konarb A, Tibarewalaa D N and Janarthanan R** (2013) Classifying Electrooculogram to Detect Directional Eye Movements. *Int. Conf. on Comp. Intellig.: Model. Tech. and App. (CIMTA)*, 10: 67-75.
- Barea R, Boquete L, Mazo M, López E and Bergasa LM** (2003) Electrooculographic Guidance of a Wheelchair Using Eye Movements Codification. *The Int. Jour. of Robot. Res.*, 22:641-652.
- Başbuğ A** (1994) Bulanık Mantık. Byte, İstanbul.
- Bayır F** (2006) Yapay Sinir Ağları Ve Tahmin Modellemesi Üzerine Bir Uygulama. Master Tezi, İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Sayısal Yöntemler Bilim Dalı, Toplam Sayfa:134.
- Carpenter G A and Grossberg S** (1988) The ART of Adaptive Pattern Recognition by A Self Organizing Neural Network. *Computers*, 21:77-88.
- Chieh C T, Mustafa M M, Hussain A, Hendi S F, Majlis B Y** (2005) Development of Vehicle Driver Drowsiness Detection System Using Electrooculogram (EOG). *Comp., Commun., & Signal Proc. with Spec. Track on Biomed. Eng. (CCSP)*, 165-168.
- Dede G** (2008) Yapay Sinir Ağları ile Konuşma Tanıma. Master Tezi, Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri, Enstitüsü Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Toplam sayfa:84.
- Driankov D, Hellendoorn H and Reinfrank M** (1993) An Introduction to Fuzzy Control. Springer Verlag, Berlin.

KAYNAKLAR (devam ediyor)

- D'Souza S and Sriraam N** (2013) Statistical Based Analysis of Electrooculogram (EOG) Signals: A Pilot Study. *International Journal of Biomedical and Clinical Engineering (IJBCE)*, 2:1.
- Elmas Ç** (2003) Bulanık Mantık Denetleyici. Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- Erkaymaz O** (2012) İleri Yönlü Yapay Sinir Ağlarında Küçük Dünya Ağı Yaklaşımı ve Uygulamaları. Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Toplam Sayfa:142.
- Fishman GA** (1990) The Electroretinogram in Retinal Diseases In Electrophysiologic Testing in Disorders of the Retina. *Optic Nerve and Visual Pathway American Academy of Ophthalmology*, Monograph Series, 2:1-89.
- Gata Bkmm** (2007), Biyomedikal Cihaz Teknolojileri Notları, GATA Basımevi.
- Geisser S** (1975) The Predictive Sample Reuse Method with Applications. *Journal of the American Statistical Association*, 70:320-328.
- Godjevac J** (1993) Comparison Between PID and Fuzzy Control. *LAMI IN F EPFL Ecublens, Internal Report*, R93.36I.
- Grossberg S** (1986) The Adaptive Self-Organization of Serial Order in Behavior: Speech, Language, and Motor Control. *Pattern Recognition By Humans And Machines*, 1:187-294.
- Gündoğan F Ç, Uysal Y, Erdem Ü ve Sobacı G** (2006) Elektrokülogram Normal Değerlerimiz, *Gülhane Tıp Dergisi*, 48:79-82.
- Gürkan G, Gürkan S ve Uşaklı A B** (2012) EOG Sinyalleri İçin Sınıflandırma Algoritmalarının Karşılaştırılması. 20. *IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU)*, 1-4.
- Güven A** (2005) Göze Ait Elektrofizyolojik Sinyaller Kullanılarak Yapay Sinir Ağları Destekli Bazı Göz Hastalıklarının Teşhisi. Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, Toplam Sayfa:105.
- Hastie T, Tibshirani R and Friedman J** (2001) The Elements of Statistical Learning. New York Springer-Verlag Second Edition.
- Haykin S** (1994) Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Macmillan College Publishing Comp. Inc., New York-USA.

KAYNAKLAR (devam ediyor)

- Hebb D O** (1949) *The Organization of Behaviour*. John Wiley Sons, New York-USA.
- Heckenlively JR and Arden GB** (1991) *Principles and Practice of Clinical Electrophysiology of Vision*. Mosby Year Book, USA.
- Hinton G E and Sejnowski T J** (1983) Optimal Perceptual Inference. *Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 448-453.
- Hopfield J. J.** (1982) Neural Networks and Physical Systems With Emergent Collective Computational Abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA*, 79:2554-2558.
- Itsuki N, Yamada M, Kubo M, Shinomiya, K** (2004) Improved Method for Measuring Electrooculogram and Its Evaluation *Control. Automation, Robotics and Vision Conference (ICARCV)*, 2:947-952.
- Kim O, Doh N L, Youm Y and Chung W K** (2007) Robust Discrimination Method of the Electrooculogram Signals for Human-Computer Interaction Controlling Mobile Robot. *Intelligent Automation & Soft Computing*, 13:319-336.
- Kocakulak M** (2013) İleri Matematiksel Fizyoloji Ders Notları. Başkent Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı, Ankara.
- Kohavi and Provost** (1998) On Applied Research in Machine Learning. *In Editorial for the Special Issue on Applications of Machine Learning and the Knowledge Discovery Process*, Columbia University, Newyork, 30.
- Kohonen T** (1984) *Self-Organization and Associative Memory*. Springer Verlag, Berlin, 241-268.
- Kohonen T** (1995) *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks Learning Vector Quantization*. MIT Press, Cambridge, MA, 537-540.
- Kosko B** (1997) *Fuzzy Engineering*. Prentice Hall Inc., New Jersey, USA.
- Lawrence Y, Chun-Liang H, Tzu-Ching L, Jui-Sen T and Shih-Ming C** (2009) EOG-Based Human-Computer Interface System Development. *Expert Systems with Applications*, 37:3337-3343.
- Levenberg K** (1944) A Method For The Solution of Certain Nonlinear Problems in Least Squares, *Quart. Appl.Math.*, 2:164-168.
- Long G K** (2001) *Göz Hastalıkları El Kitabı-Atlas*. Palme Yayıncılık, Ankara.

KAYNAKLAR (devam ediyor)

- Malmivuo J and Plonsey R** (1995) The Electric Signals Originating in the Eye. Oxford University Press.
- Marquardt DW** (1963) An Algorithm For Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters. *Journal of Society for Industrial and Applied Mathematics*, 11:431-441.
- Mc Culloch W S and Pitts W H** (1943) A Logical Calculus of The Ideas Immanent in Neural Nets. *Bulletin of Mathematical Biology*, 5:115-133.
- Minsky M L, Papert SA** (1969) Perceptron. Expanded Edition Cambridge, MIT Press London-UK.
- Odom J V, Bach M, Barber C, Brigell M, Marmor M F, Tormene A P, Holder G E and Vaegan** (2004) Visual Evoked Potentials Standard. *Documenta Ophthalmologica*, 108:115-123.
- Öğütücü O** (2006) Yapay Sinir Ağları ile Sistem Tanıma. Master Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Mühendisliği Anabilim Dalı, Toplam Sayfa:97.
- Öztemel E** (2003) Yapay Sinir Ağları. Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- Özyurt O**, (2012) Hareketsiz Hastalar İçin Gerçek Zamanlı Göz Kırpma İletişim Sistemi Tasarımı ve Uygulaması. Yüksek Lisans Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik ve Bilgisayar Sistemleri Eğitimi Anabilim Dalı, Toplam Sayfa:110.
- Pedrycz W** (1993) Fuzzy Control And Fuzzy System. Research Studies Press Ltd Second edition, Somerset, England.
- Pehlivan F** (2004) Biyofizik. Hacettepe-Taş Kitapçılık, 289-290.
- Philips G R, Catellier A A, Barrett S F and Wright C H** (2007) Electrooculogram Wheelchair Control. *Biomedical Sciences Instrumentation*, 43:164-169.
- Rajan A, Shivakeshavan R.G, Ramnath J V and Sharifi J** (2006) Electrooculogram Based Instrumentation and Control System (IC System) and Its Applications for Severely Paralyzed Patients. *Intl. Conf. on Biomedical and Pharmaceutical Engineering (ICBPE)*, 1-4.
- Rosenblatt F** (1959) Principles of Neuradynamics. Spartan Books, New York-USA.
- Ross T J** (1995) Fuzzy Logic with Engineering Applications. McGraw-Hill Inc., USA.

KAYNAKLAR (devam ediyor)

- Rumelhart D E, Mc Clelland J L and PDP Research Group** (1986) Parallel Distributed Processing: Explorations in The Microstructure of Cognition. MIT Press, Cambridge.
- Sugeno M** (1992) Industrial Applications of Fuzzy Control. North Holland, Amsterdam.
- Şen Z** (2001) Bulanık Mantık ve Modelleme İlkeleri. Bilge Kültür Sanat, İstanbul.
- Takagi T and Sugeno M** (1985) Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics (Trans.Syst. Man Cybernet.)*, 116-132.
- Tatlıpınar S, Sener E C, Mocan M C, Sefik A ve Sanar T** (2000) Elektoretinografi Parametrelerinin Yaş ve Cinsiyetle İlişkisi. *Oft. Gazi*, 30:570-574.
- Trikha M, Bhandari A and Gandhi T** (2007) Automatic Electrooculogram Classification for Microcontroller Based Interface Design. *Systems and Information Engineering Design Symposium (SIEDS) IEEE*, 1-6.
- Türk A** (2006) Katı Yakıtlı Buhar Kazanının Bulanık Mantık Denetleyici İle Tam Otomasyonunun Gerçekleştirilmesi. Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Toplam Sayfa:81.
- URL- 1** (2014) http://sahiner.8m.com/gozun_anatomisi_ve_gorme_fizyolojisi.htm
- URL- 2** (2014) <http://www.biopac.com>
- Uşaklı AB, Gürkan S, Aloise F, Vecchiato G and Babiloni F** (2010) On the Use of Electrooculogram for Efficient Human Computer Interfaces. *Computational Intelligence and Neuroscience*, Article ID 135629.
- Vaughan D G, Asbury T and Riordian P** (1995) General Ophthalmology. Appleton and Lange Stamford, Connecticut.
- Westmacott J** (2000) An Artificial Neural Network For Robust Shape Recognition in Real Time. Master Thesis, Engineering in Electronic Engineering Department, University of South Australia School of Electrical and Information Engineering, p:79.
- Widrow B and Hoff M** (1960) Adaptive Switching Circuits. *Ire Wescon Convention Record*, 4: 96-104.
- Wong A M F** (2007) Eye Movement Disorders. 1st Edition, Oxford University Press.

KAYNAKLAR (devam ediyor)

Yanoff M and Duker JS (1998) *Ophthalmology*. Mosby Inc., London-UK.

Yıldız M (2011) EOG Tabanlı Yazı Yazma Sistemleri İçin Yeni Bir Kodlama Tekniđi. *IEEE 19th Signal Processing and Communications Applications Conference*, 90-93.

Zadeh LA (1978) Fuzzy Sets As a Basis For A Theory Of Possibility. *Fuzzy Sets and Systems*,1:3-28.

ÖZGEÇMİŞ

Hande ERKAYMAZ 04.12.1979'da Ankara'da doğdu. İlk, orta ve lise eğitimini Ankara'da tamamladıktan sonra 2001 yılında Gazi Üniversitesi Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Bölümünde lisans eğitimini tamamladı. 2002 yılında Karabük Üniversitesi'nde Öğretim Görevlisi olarak göreve başladı. 2005 yılında Zonguldak Karaelmas Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Makine Eğitimi Anabilim Dalı'nda "Doğrusal Hareketin Bulanık Mantık ile Denetimi" adlı tezi ile yüksek lisans eğitimini tamamladı. 2014 yılı Ocak ayında Bülent Ecevit Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Bölümüne Öğretim Görevlisi olarak atandı. Halen Bülent Ecevit Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı'nda doktora çalışmalarını sürdürmektedir ve Bülent Ecevit Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Bölümünde Öğretim Görevlisi olarak çalışmaktadır.

ADRES BİLGİLERİ

Adres : Bahçelievler Mahallesi Sümbül Sokak

No : 10/8 Merkez/Zonguldak

Tel : 0 505 304 19 70

E-posta : hande_erkaymaz@hotmail.com