

T.C.  
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**ELEKTROOKÜLOGRAM TABANLI  
İNSAN-MAKİNE ARAYÜZ UYGULAMASI**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Yurdagül KARAGÖZ**

**Enstitü Anabilim Dalı : ELEKTRİK-ELEKTORNİK  
MÜHENDİSLİĞİ**  
**Enstitü Bilim Dalı : ELEKTRONİK**  
**Tez Danışmanı : Dr. Öğr. Üyesi Gökçen ÇETİNEL**

**Haziran 2019**

T.C.  
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**ELEKTROOKÜLOGRAM TABANLI  
İNSAN-MAKİNE ARAYÜZ UYGULAMASI**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Yurdağül KARAGÖZ**

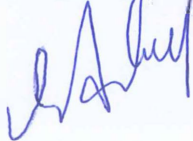
**Enstitü Anabilim Dalı**

**Enstitü Bilim Dalı**

**ELEKTRİK-ELEKTRONİK  
MÜHENDİSLİĞİ  
ELEKTRONİK**

**Bu tez 13.06.2019 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği ile kabul edilmiştir.**

**Dr. Öğr. Üyesi  
Gökçen ÇETİNEL  
Jüri Başkanı**



**Dr. Öğr. Üyesi  
Özhan ÖZKAN  
Üye**



**Dr. Öğr. Üyesi  
Mustafa Zahid YILDIZ  
Üye**



## **BEYAN**

Tez içindeki tüm verilerin akademik kurallar çerçevesinde tarafımdan elde edildiğini, görsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uygun şekilde sunulduğunu, kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapılmadığını, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğunu, tezde yer alan verilerin bu üniversite veya başka bir üniversitede herhangi bir tez çalışmasında kullanılmadığını beyan ederim.

Yurdagül KARAGÖZ

9.05.2019

## TEŐEKKÜR

Öğrenim hayatım boyunca benden her türlü maddi manevi desteklerini esirgemeyen canım ailem; babam Mustafa KARAGÖZ'e, annem Fatma KARAGÖZ'e, ablam İnanç KARAGÖZ'e, yüksek lisans eğitimim boyunca bana birçok katkısı olan danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Gökçen ÇETİNEL'e, tez kapsamında yardımlarını esirgemeyen arkadaşım Elçin KILIÇ ve Soydan Güven ŞAHİN'e teşekkürü borç bilirim.

Ayrıca bu çalışmanın maddi açıdan desteklenmesine olanak sağlayan Sakarya Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri (BAP) Komisyon Başkanlığına (Proje No: 2016-50-01-032) teşekkür ederim.

# İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR .....	i
İÇİNDEKİLER .....	ii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ .....	v
ŞEKİLLER LİSTESİ .....	viii
TABLolar LİSTESİ .....	x
ÖZET .....	xi
SUMMARY .....	xii
BÖLÜM 1.	
GİRİŞ.....	1
BÖLÜM 2.	
BİYOLOJİK İŞARETLER .....	8
2.1. Biyolojik İşaretlerin Oluşumu .....	8
2.2. Biyopotansiyel Sinyaller .....	9
2.3. EOG ve Gözün Yapısı .....	12
2.3.1. Gözün yapısı .....	12
2.3.2. Elektrokülogram .....	13
BÖLÜM 3.	
EOG SİNYALLERİNİN ÖLÇÜLMESİ .....	15
3.1. EOG Sinyallerinin Alınması .....	15
3.2. Biyopotansiyel Kuvvetlendiriciler .....	16
3.3. EOG Sinyallerinin İşlenmesi .....	19
3.3.1. Yüksek geçiren aktif filtre .....	19

3.3.2. Alçak geçiren aktif filtre .....	20
3.4. Sayısal Filtre Tasarımı .....	21
3.4.1. IIR filtre tasarımı .....	22
3.4.2. Butterworth filtreleme yöntemi .....	23
BÖLÜM 4.	
ÖZİNİTELİK ÇIKARIMI VE SINIFLANDIRMA .....	25
4.1. Öznitelik Çıkarımı .....	25
4.2. Yapay Sinir Ağları .....	25
4.2.1. Sinir hücresi ve modellenmesi .....	26
4.2.2. Yapay sinir ağlarının temel yapısı .....	29
4.2.3. Yapay sinir ağlarının tiplerine göre sınıflandırılması .....	29
4.2.4. Yapay sinir ağlarının öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırılması .....	30
4.2.4.1. Denetimli öğrenme .....	30
4.2.4.2. Denetimsiz öğrenme .....	31
4.3. K-En Yakın Komşuluk Algoritması .....	31
4.4. Destek Vektör Makinesi .....	33
4.4.1. Doğrusal olarak sınıflandırılabilen veriler .....	34
4.4.2. Doğrusal olarak sınıflandırılmayan veriler .....	35
BÖLÜM 5.	
DENEYSEL UYGULAMA .....	37
5.1. EOG Sinyallerinin Elde Edilmesi .....	38
5.2. Veri Setinin Oluşturulması .....	42
5.3. Öznitelik Çıkarımı .....	45
5.4. Sınıflandırma Algoritmaları .....	47
BÖLÜM 6.	
SONUÇ VE ÖNERİLER .....	53

KAYNAKLAR .....	55
ÖZGEÇMİŞ .....	59



## SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

$\alpha$	: Alfa
AC	: Alternatif akım
ADC	: Analog dijital dönüştürücü
Ag/AgCl	: Gümüş klorür
ALS	: Amyortofik lateral sklerosis
ANN	: Artificial neural network
$\beta$	: Beta
BCI	: Brain computer interface
C	: Kondansatör
CIR <sub>av</sub>	: Correct identification rate
Cl <sup>-</sup>	: Klor
cm	: Santimetre
CMRR	: Common mode rejection rate
d	: Veriler arası mesafe
$\delta$	: Delta
DA	: Diskriminant analizi
dB	: Desibel
DC	: Doğru akım
EEG	: Elektroensefalogram
EER	: Equal error rate
EKG	: Elektrokardiyogram
EMD	: Empirical mode decomposition
EMG	: Elektromiyogram
EOG	: Elektrookülogram
GKP	: Glossokinetik potansiyel
GMM	: Gaussian mixture modeling



$H_1, H_2$	: Hiper düzlem
$H_0$	: Optimal düzlem
HMI	: Human machine interface
Hz	: Hertz
$H(\omega)$	: Transfer fonksiyonu
$i$	: Akım
$k$	: Veri sayısı
$K$	: Kazanç
$K^+$	: Potasyum
$K(j\omega)$	: Devre kazanç ifadesi
k-NN	: k-Nearest Neighbour
$K(x_i x_j)$	: Çekirdek fonksiyonu
LDA	: Linear Discriminant Analys
mV	: Milivolt
$\mu V$	: Mikrovolt
$Na^+$	: Sodyum
PERCLOS	: Percentage of eye closure over time
$R$	: Direnç
RFB	: Radial basis function
$s$	: Saniye
SSVEP	: Steady state visually evoked potentials,
SVM	: Support vector machine
$\theta$	: Teta
TXO	: Transmint out
UART	: Universal asynchronous receiver transmitter
USB	: Universal serial bus
$V$	: Voltaj
$\omega$	: Frekans değeri
$\omega_0$	: Kesim frekansı
$w$	: Ağırlık vektörü
$w_1, w_2, \dots, w_n$	: İşlem elemanları ağırlık vektörleri
$x_i$	: Destek vektörleri

VQ : Vector quantization  
YSA : Yapay sinir ađları  
 $\sigma$  : Polinom derecesi  
 $\gamma$  : Gauss çekirdek boyutu



## ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. QRST kompleksi .....	10
Şekil 2.2. EMG sinyali örneği .....	11
Şekil 2.3. EEG sinyaline ait frekans bandları .....	11
Şekil 2.4. EEG kayıtları .....	12
Şekil 2.5. Gözün yapısı .....	13
Şekil 2.6. Örnek EOG kaydı .....	14
Şekil 3.1. Tek kullnımlık elektrod ve yapısı .....	15
Şekil 3.2. İzleyici devresi .....	16
Şekil 3.3. Fark kuvvetlendirici devre .....	17
Şekil 3.4. Enstrumantasyon devresi .....	18
Şekil 3.5. Birinci dereceden yüksek geçiren filtre devresi ve frekans cevabı .....	19
Şekil 3.6. Birinci dereceden alçak geçiren filtre devresi ve frekans cevabı.....	20
Şekil 3.7. Altı farklı derece için genlik frekans cevabı .....	24
Şekil 4.1. Nöron yapısı .....	26
Şekil 4.2. Yapay sinir hücresi.....	27
Şekil 4.3. Aktivasyon fonksiyonları .....	28
Şekil 4.4. Yapay sinir ağı .....	29
Şekil 4.5. Denetimli öğrenme .....	30
Şekil 4.6. Denetimsiz öğrenme .....	31
Şekil 4.7. Destek vektör ve optimal ayırıcı düzlem .....	34
Şekil 4.8. Çekirdek fonksiyonları .....	36
Şekil 5.1. Sistem blok diyagramı .....	37
Şekil 5.2. Elektrod yerleşimi .....	38
Şekil 5.3. Elektod girişi .....	39
Şekil 5.4. Analog devre .....	40
Şekil 5.5. Güç kaynağı ünitesi.....	41

Şekil 5.6. Elektrod ve analog devre katı.....	41
Şekil 5.7. Arduino nano.....	42
Şekil 5.8. Yatak göz hareketleri .....	43
Şekil 5.9. Düşey göz hareketleri.....	43
Şekil 5.10. Zaman damgalarının oluşturulması.....	44
Şekil 5.11. Ön işleme adımından geçirilmiş yatay göz hareketi .....	45
Şekil 5.12. Ön işleme adımından geçirilmiş düşey göz hareketi.....	45
Şekil 5.13. Yapay sinir ağı yapısı.....	46
Şekil 5.14. Yapay sinir ağı performansı .....	47



## TABLULAR LİSTESİ

Tablo 5.1. YSA modelinin özellikleri .....	47
Tablo 5.2. Sınıflara göre başarı değerleri .....	49
Tablo 5.3. k sayısı 3 iken başarı değerleri.....	50
Tablo 5.4. k sayısı 5 iken başarı değerleri.....	50
Tablo 5.5. k sayısı 7 iken başarı değerleri.....	50
Tablo 5.6. k sayısı 9 iken başarı değerleri.....	51
Tablo 5.7. k sayısı 11 iken başarı değerleri.....	51
Tablo 5.8. Gaussian kernal metodu ile başarı değerleri .....	52
Tablo 5.9. Lineer kernel metodu ile başarı değerleri .....	52
Tablo 6.1. Sınıflandırıcı tiplerine göre başarı değerleri .....	54

## ÖZET

Anahtar kelimeler: EOG, HMI, sinyal işleme, YSA, SVM, k-NN

Bu çalışmada, kısmi veya tamamen felçli ve Amyortofik Lateral Sklerosis (ALS) hastaları gibi hareket kısıtlaması olan bireyler için Elektrookülogram (EOG) tabanlı bir İnsan-Makine Arayüz (Human Machine Interface, HMI) uygulaması sunulmuştur. Tasarlanan sistemde yatay ve düşey göz hareketlerinden oluşan EOG sinyalleri göz çevresine yerleştirilen 5 adet AG-AgCl elektrot ile algılanmıştır. Elde edilen sinyaller çeşitli kuvvetlendirme ve filtreleme işlemlerinden geçirilerek analog katın çıkışında anlamlandırılabilir EOG işaretleri elde edilmiştir. Analog EOG verilerinin mikrodenetleyici birimi tarafından sayısal olarak işlenmesi neticesinde HMI uygulamalarında kullanılmak üzere kontrol sinyalleri elde edilmiştir.

Ön işleme adımından sonra sağ, sol, yukarı ve aşağı yönde göz hareketleri için öz nitelik çıkarımı yapılmıştır. Elde edilen özellikler sınıflandırma adımının performansını doğrudan etkilemektedir. Sınıflandırma için Yapay Sinir Ağları (YSA) k-En Yakın Komşuluk (k-Nearest Neighbour, k-NN) sınıflandırıcısı ve Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine, SVM) kullanılmıştır.

Araştırmada elde edilen sonuçlara göre, YSA, k-NN ve SVM yöntemlerinin sırasıyla %83, %73 ve %75 ortalama doğrulukla sınıflandırma işlemini gerçekleştirdiği görülmüştür. Simülasyon sonuçları, sunulan EOG tabanlı HMI sistemi ile hareket kısıtlaması olan hastaların sadece göz hareketlerini kullanarak çevreyle başarılı bir şekilde iletişim kurabileceklerini göstermektedir.

# **ELECTROOCULOGRAM BASED HUMAN-MACHINE INTERFACE APPLICATION**

## **SUMMARY**

Keywords: EOG, HMI, signal processing, ANN, SVM, k-NN,

In this study, electrooculogram (EOG) based human-machine interface (HMI) application is proposed for partial or completely paralyzed and physically limited people as Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS) patients. In the designed system, EOG signals consisted of vertical and horizontal eye movements were detected by using 5 Ag-AgCl electrodes which were placed around the eye.

Interpretable EOG signs were placed acquired through various reinforcement and filtration processes on the signals. Control signals to be used in HMI applications were acquired as a result of digital signal processing of the analog EOG data by the microcontroller unit. After preprocessing step, feature extraction was conducted for left, right, upwards, and downwards eye movements. These values have a direct impact on the performance of the classification step. Artificial Neural Network (ANN), k-Nearest Neighbour (k-NN), and Support Vector Machines (SVM) were used for classification.

According to the obtained results, ANN, k-NN, and SVM methods performed the classification process with an accuracy rate of 83%, 73%, and 75%, respectively. Simulation results show that the individuals with reduced mobility might successfully communicate with others via their eye movements through this EOG-based HMI system. The measured signals are applied to various amplification and filtering circuits and by this way usable EOG signals are achieved.

## BÖLÜM 1. GİRİŞ

Biyolojik işaretler, vücudu oluşturan sistemlerin çeşitli fonksiyonları sonucu meydana gelmektedir. Bu işaretler karmaşık bir yapıya sahip olduklarından direkt olarak anlamlandırılmaz ve ölçülemezler. Bu işaretlerin anlaşılabilir ve değerlendirilebilir olması için işlenmeleri ve yorumlanmaları gerekmektedir.

Biyolojik işaretler; beyin, kalp, sinirsel iletim ve çeşitli kas sistemleri ile ilgilidir [1]. İnsan vücudunda sürekli gözlenen ve ölçülebilen bu işaretler insan sağlığı hakkında bilgi vermekte ve çeşitli hastalıkların teşhisinde kullanılabilirlerdir.

Günümüzde biyolojik işaretlere dayalı elektronik cihaz tasarımları yaygın olarak kullanılmaktadır. Tasarlanan elektronik cihazların bir kısmı teşhis amaçlı kullanılırken bir kısmı da hastaların hayatını kolaylaştırmak ve onlara destek sağlamak amacı ile kullanılmaktadır. Bu bağlamda, biyolojik işaretlere dayalı insan-makine arayüz uygulamaları (Human Machine Interface, HMI) kullanımının hızla yaygınlaştığı görülmektedir. HMI, insan ve makine arasında bilgi aktarımını sağlayan bir iletişim platformudur. Kullanıcıdan aldığı bilgileri otomasyon sistemine iletip, oradan aldığı verileri de monitör üzerinde gösterir.

ALS gibi motor nöron rahatsızlıklarında, kısmi veya tamamen felçli hastalarda, hastalar beyin faaliyetleri normal olmalarına rağmen vücutlarını hareket ettiremeyebilirler. Bu hastaların günlük ihtiyaçlarını karşılayabilmeleri için biyopotansiyel işaretlerden yararlanarak yapay hareket edebilmelerini sağlamak ya da alternatif bir iletişim aracı sunabilmek birçok araştırmacı için ilgi çekici bir uygulama olmuştur. Yüz kasları, genellikle omurilik yaralanmaları gibi ciddi hasarlardan en az



etkilenen kısımlardır. Bu avantajı kullanmak için göz hareketleriyle oluşan elektrookülogram (EOG) sinyalleri donanım sistemlerinde sıklıkla kullanılmaya başlanmış ve çeşitli arayüzler geliştirilmiştir.

Literatürde bu konu ile ilgili çalışmalardan bazıları şunlardır:

A. Ahmed ve ark. çalışmalarında, Elektrokardiyogram (EKG), Elektromiyogram (EMG) ve EOG sinyallerini algılayan ve anlamlandıran, düşük maliyetli bir kablosuz biyolojik işaret edinme sistemi tasarlamışlardır. Arduino Uno kullanarak tasarladıkları bu sistemde, elektrotlar yardımı ile bilek (EKG), yüz (EOG) ve kol (EMG) bölgelerinden aldıkları verileri text dosyasına kaydederek Matlab programında analizini yapmışlardır. Deneysel çalışmalarında 23 yaşındaki bir erkekten aldıkları sinyaller ile başarılı sonuçlar elde etmişlerdir [2].

Y. Nam ve ark. çalışmalarında dil ve göz hareketlerinden oluşan Glossokinetik potansiyel (GKP) ve EOG sinyalleri ile diş kenetleme hareketiyle oluşan EMG sinyallerini içeren bir HMI uygulaması sunmaktadırlar. GOM-Face olarak adlandırdıkları bu arayüz uygulaması ile insansı robot kontrolü yapmayı hedeflemektedirler. Ayırt edici özellik çıkarma yöntemi ile EOG ve GKP arasındaki etkileşimi kaldırdıktan sonra Radyal Temelli Fonksiyon (Radial Basis Function, RFB) ve Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine, SVM) metodlarını kullanarak sinyalleri sınıflandırmışlardır ve dört tür yatay dil ve göz hareketlerinin 2.77 saniyede %86.7'lik bir doğrulukla algılanmasını sağlamışlardır. Elde edilen veriler ile insansı robota basit hareket komutları verilmiş ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir [3].

Diğer bir çalışmada, EOG sinyalleri kullanılarak sanal bir klavye arayüzü tasarlanmıştır. Göz yuvarlağının aşağı-yukarı, sağa-sola hareketleri ile göz kırpmaları hareketleri iki kanala kaydedilmiş ve elde edilen bu veriler doğru akım bileşenlerinden ve gürültülerden arındırıldıktan sonra k-En Yakın Komşuluk (k-Nearest Neighbor, k-

NN) algoritması ile sınıflandırılmıştır. Bu sınıflandırma sonucunda %95 oranında başarı elde edilmiştir. Ayrıca gerçekleştirilen bu sistemde Delphi 0.6 ile bir arayüz yazılarak göz hareketleri sanal klavyede rastgele beş harfli bir kelime; 25 saniye içerisinde yazılabilmektedir. 20 kişilik bir deney grubu sanal klavyeyi kullanmış ve kendilerinden istenilen kelimeleri yazmada yüzde yüz bir başarı ortaya koymuştur [4].

Başka bir çalışmada Mondal ve ark. yatay doğrultudaki EOG sinyallerini elde eden bir sistem tasarlanmıştır. Üç adet yüzey elektrodu ile alınan EOG sinyallerini uygun filtre devreleri kullanarak analog olarak işlemiş ve mikrodenetleyici birime iletmış; matematiksel morfoloji filtreleme yöntemine dayanan yeni bir algoritma ile sinyalde oluşan gürültüyü temizlemiştir. Sistemin doğruluğunu kontrol etmek amacıyla kaydedilen EOG verilerini, standart BIOPAC MP36 cihazından elde edilen değerlerle karşılaştırmışlar ve yaklaşık aynı dalga biçimini elde ettiklerini görmüşlerdir [5].

L. Li ve X. Wu çalışmalarında, multimedya kontrolü için EOG tabanlı HMI sistemi tasarlamış ve uygulamışlardır. Midset adlı özel bir kulaklık ile göz kırma hareketiyle oluşan EOG sinyallerini tespit etmişler ve daha sonra bu verileri Bluetooth üzerinden bilgisayara kablosuz olarak iletmışlerdir. Yaptıkları analiz sonucunda göz kırma hareketinin multimedya yazılımını kullanmakta daha başarılı olduğu sonucuna ulaşmışlar ve göz kırma hareketini sayarak, her bir değer için farklı komutları tetikleyeceği şekilde algoritma oluşturmuşlardır. Oyun ekranında test edilen bu sistem, engelli bireylerin yaşamını kolaylaştırmak için tasarlanmış arayüzlerde asistan olarak kullanılabilir gibi, sağlıklı bireylerde eğelence için de kullanılabilir [6].

Başka bir çalışmada, sürüş yorgunluğunun tespiti için EOG sinyallerinden yararlanılmıştır. EOG sinyalleri edinmede klasik elektrot yerleşimi dışına çıkılarak, elektrodun alın bölgesine yerleştirilmiştir. Bu şekilde kişilerin, göz videolarını kaydetmek için kullanılan göz izleme gözlüklerini daha rahat kullanabilmesi amaçlanmıştır. Toplam yedi kanallı EOG sinyalleri NeuroScan sistemi tarafından 500

Hz örnekleme hızında kaydedilmiş ve daha sonra 125 Hz'ye düşürülmüştür. Kodlama işlemi sırasında gürültü sinyallerini ortadan kaldırmak için 0 ile 30 Hz arasında bir bant geçiren filtre kullanılmıştır. Sürüş yorgunluğunun göstergesi olan zaman içinde göz kapatma yüzdesini hesaplamak için göz izleme gözlükleri tarafından kaydedilen videolar kullanılmıştır. Regresyon analizi için SVM kullanılarak ortalama olarak 0,88'lik yüksek bir korelasyon katsayısı elde edilmiştir. Tüm deney, 22 yaşlarında 4 kadın ve 10 erkek olmak üzere 14 denek ile gerçek durumu simüle eden dört şeritli ulusal karayolu bulunan bir sürüş simülatörü üzerinde yapılmış ve zaman içindeki göz kapatma yüzdesinin (Percentage of Eye Closure Over Time, PERCLOS) sürüş yorgunluğunun iyi bir göstergesi olduğu kanıtlanmıştır [7].

M. Abo-Zahhad ve ark. çalışmalarında, EOG kayıtlarından çıkarılan göz kırpma sinyalini kullanarak yeni bir biyometrik kimlik doğrulama sistemi önermişlerdir. EOG sinyallerini sağlıklı ve alkolsüz 25 denekten Neurosky Mindwave kulaklığı kullanarak kaydetmişlerdir. Her gönüllü, her bir denemede 8-12 kez gözlerini kırpmışlardır. Ham sinyallerin ön işleme adımında ampirik mod ayırma algoritmasını (Empirical Mode Decomposition, EMD) kullanarak Elektroensefalogram'dan (EEG) EOG sinyallerini ayırtmışlardır. Ön işleme adımından geçen sinyalleri Vektör Kuantalama (Vector Quantization, VQ), Gauss Karışım Modellemesi (Gaussian Mixture Modeling, GMM), lineer veya kuadratik sınırlara dayalı diskriminant analizi (Discriminant Analysis, DA) ve SVM gibi farklı sınıflandırıcılar ile test etmişler ve doğrusal sınırlara dayanan DA'nın en yüksek performansı ve daha az hesaplama süresini sağladığı sonucuna ulaşmışlardır. Sistemin performansını, Doğru Tanımlama Oranı (Correct Identification Rate, CIR<sub>av</sub>) kullanılarak %97,3 olarak değerlendirilmişler ve doğrulama modunda, 1.1304 eşliğinde %3,7'lik bir eşit hata oranı (Equal Error Rate, EER) elde etmişler ve bu değer ile göz kırpma sinyallerinin benzersiz olduğunu ve özneleri ayırt edebildiğini kanıtlamışlardır [8].

S. Gürkan ve ark. çalışmalarında, HMI uygulamalarında kullanılmak üzere tasarlanmış taşınabilir bir EOG veri yakalama sistemi sunmaktadırlar. Göz çevresinden eş zamanlı olarak alınan sinyalleri uygun filtre devrelerinden geçirerek, 0 ile +5V aralığında

analog veriler elde etmişlerdir. Analog EOG verileri mikrodenetleyici kullanılarak sayısallaştırılmış ve HMI'da kullanılabilmesi için optik, USB ve bluetooth kanallar elde edilmiştir. Sayısal kanallardan alınan verileri görsel hale getirmek amacıyla Delphi 7.0 programlama dili kullanarak bir arayüz geliştirmişlerdir. 5 kadın ve 5 erkek üzerinde yapılan deney sonucunda göz hareketlerinin eş zamanlı, senkron ve etkin bir şekilde algılandığı gözlemlenmiştir [9].

Yine S. Gürkan ve ark. başka bir çalışmalarında hareket engeli bulunan bireyler için geliştirilen iletişim kanalında kullanmak üzere EOG sinyalleri için sayısal sinyal işleme ve sınıflandırma çalışması yapmışlardır. Elde ettikleri sinyallerdeki kanal gürültüsünü bastırmak için Hanning ve Butterworth filtreleme algoritmasını kullanmışlardır. 10 farklı denekten aldıkları sinyallerin sınıflandırılması için k-NN algoritması kullanmışlar ve %95 doğruluk oranında bir başarı sağlamışlardır [10].

Başka bir çalışmada sağlıklı bireyin göz hareketleri ile şaşılık hastası olan bir bireyin göz hareketlerinden elde edilen veriler kullanarak bulanık yön tespit sistemi tasarlanmıştır. Gerçekleştirilen bulanık kontrol sisteminde üç adet veri girişi (yatay, dikey, şaşılık) ve bir tane de hareket bilgisi çıkışı bulunmaktadır. Mamdani metoduyla veriler işlenerek 4 temel yön hareketi tespiti yapılmıştır. 8 tane sağlıklı, 2 tane şaşılık hastalığı bulunan bireyler ile yapılan deneysel çalışmalarda %96 doğruluk oranında bir başarı elde edilmiştir. Bu çalışma ile sağlıklı bireylerin yanında şaşılık sorunu olan kimselerin de göz hareketleri yönlerinin doğru bir şekilde tespit edilebildiği görülmüştür [11].

H. Erkaymaz ve ark. çalışmalarında göz hareketlerini yapay hareketlere dönüştürebilmek için EOG sinyallerini ön eşik filtreleme algoritması ile gürültüden temizlemiş, yatay ve dikey hareketleri sınıflandırıcıya girdi olarak kullanmışlardır. Yapay sinir ağları ile geliştirdikleri sistemin istatistiksel doğruluk ve karışıklık matrisi analizlerini yaparak %94 seviyelerinde bir ortalama doğruluk performansı elde etmişlerdir [12].

Başka bir çalışmada Z. Hossain ve ark. EOG tabanlı bir HMI tasarımı gerçekleştirmişlerdir. Yapılan çalışmada 4 temel yöndeki (aşağı, yukarı, sağ, sol) göz hareketi ile oluşan EOG sinyalleri elektrodlar yardımıyla alınmış, çeşitli filtre devrelerinden geçirilerek mikrodenetleyici ile sayısallaştırılmıştır. Sayısallaştırılan bu sinyaller, PhMouse modülünde kullanılmak üzere Phyton platformunda SVM ve Doğrusal Diskriminant Analizi (Linear Discriminant Analysis, LDA) ile sınıflandırılmıştır. Göz hareketini bir imleç ile görselleştirmek için hazırlanan kod çalıştırıldığında denekten alınan genlik değerleri piksel olarak ekranda gösterilmiştir. Göz sağa hareket ettiği durumda imlecin ortadan sağa, sola hareket ettiği durumda ise ortadan sola doğru ilerlediği gözlemlenmiştir. Tasarlanan bu sistem ile felçli hastaların tekerlekli sandalyelerini kontrol etmesi amaçlanmıştır [13].

Bir diğer çalışmada yine parmaklarını dahi kullanamayan felçli hastalar için EOG tabanlı bir elektirik tekerlekli sandalye sistemi tasarlanmıştır. Oluşturulan devre ile EOG sinyalleri hastadan alınıp kaydedilmiş, ardından Arduino platformunda işlenerek dört farklı EOG sinyali ile (sol, sağ, yukarı ve aşağı) tekerlekli sandalyenin hareketini dört yönden (sol, sağ, ön ve arka) kontrol etmek için komut sinyallerine dönüştürülmüştür. Sistemde göz kırpmaya hareketi ise başlat ve durdur komutları için kullanılmıştır. Denekler ile yapılan deneyde, önerilen EOG sisteminin tekerlekli sandalyeyi %90 doğrulukla kontrol ettiği saptanmıştır [14].

J. W. Choi ve ark. çalışmalarında fiziksel engelli hastalar için EOG ve EEG sinyallerini birlikte kullandıkları Durağan Hall Görsel Uyarılmış Potansiyel (Steady State Visually Evoked Potentials, SSVEP) temelli bir Beyin-Bilgisayar Arayüzü (Brain Computer Interface, BCI) önermişlerdir. Deneklerden alınan sinyallere ilk olarak çentik filtre, ardından Butterworth bant geçiren filtre uygulanarak 60 Hz ve 1-17 Hz frekansındaki sinyaller çıkartmışlar, sinyal-gürültü oranını xDAWN algoritması ile artırmışlardır. EOG sinyallerinin işlenmesi sonrası LDA ile sınıflandırmışlardır. Sınıflandırma sonucunda sol göz kırpmaya, sağ göz kırpmaya ve hiç kırpmama durumları ayırt edici olmuştur. SSVEP için EEG sinyallerini de işleyerek bir eğitim seti oluşturmuşlardır. Tasarladıkları arayüz ile kullanıcının EOG ve EEG

kombinasyonu ile göz kırpmada herhangi bir vücut hareketi kullanmadan bir santraç oyununu simüle etmişlerdir [15]. Başka bir çalışmada, iki adet mikro servo motorla entegre halde olan bir web kamerası hasta bir bireyin şapkasına yerleştirilmiştir. Denekten alınan EOG sinyallerinin yatay ve dikey yöndeki tepe noktaları alınarak bu iki servo motorun kontrolü sağlanmıştır [16].

Bu tez çalışmasında hareket kısıtı bulunmayan bireyler için göz hareketlerinin HMI uygulamalarında kullanılması amaçlı EOG sinyallerine dayanan bir sistem tasarımı sunulmaktadır. Gerçekleştirilen bu sistem, EOG sinyallerinin elde edilmesi, ön işleme adımları, öznitelik çıkarımı, çıkartılan özniteliklerden özellik seçme ve sınıflandırma işlemlerinden oluşmaktadır.

Tez çalışması şu şekilde düzenlenmiştir: Bölüm 1’de tezin daha rahat anlaşılabilmesi için gerekli altyapı oluşturularak literatürde bu konu ile ilgili yapılan çalışmalardan bahsedilmiştir. Bölüm 2’de biyolojik işaretlerin oluşumu, EOG sinyalinin oluşumu ve özelliklerinden bahsedilmiştir. Bölüm 3’de EOG sinyalinin elde edilmesi için tasarlanan devre tanıtılmıştır. Devrede kullanılan kuvvetlendirme ve filtreleme birimleri açıklanmıştır.

Bölüm 4’te elde edilen ve ön işleme adımlarından geçirilen EOG sinyalinin öznitelik çıkarımının yapılması ve sınıflandırılması ile ilgili yöntemler anlatılmıştır. Bölüm 5’te uygulama devresi blok diyagram ve devre şeması üzerinden anlatılmış, öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma işlemleri ile ilgili algoritmalar paylaşılmıştır.

Bölüm 6’da ise sonuç ve önerilere yer verilmiştir.

## **BÖLÜM 2. BİYOLOJİK İŞARETLER**

Bu bölümde biyolojik işaretlerin oluşumu anlatılmış, akademik çalışmalarda sıklıkla kullanılan biyopotansiyel sinyallere yer verilmiştir. Bölümün amacı tezin daha iyi anlaşılabilmesi için gereken altyapının oluşturulmasıdır.

### **2.1. Biyolojik İşaretlerin Oluşumu**

Canlı organizmalar, sinir sistemi, kardiyovasküler sistem, kas-iskelet sistemi gibi çeşitli fizyolojik parametlerden oluşur. Bu fizyolojik parametreler çok sayıda mekaniksel, biyokimyasal, elektriksel sistemler içermektedir. Sistemlerin çeşitli fonksiyonları sonucu meydana gelen biyolojik işaretler fizyolojik süreçler ile ilgili zengin bir bilgi kaynağıdır ve temelini aksiyon potansiyeli oluşturmaktadır [17].

Vücudumuzda bulunan, en küçük yapı parçası olarak da bilinen hücrelerin hemen hepsinin zarında membran potansiyeli oluşmaktadır. Hücre zarları, belirli bir değerin üzerinde bir sinyal ile uyarıldıklarında, bütün hücreye bu uyarı yayılmaktadır [1]. Uyarma şekli elektriksel, kimyasal, optik, termal veya mekanik olabilmektedir.

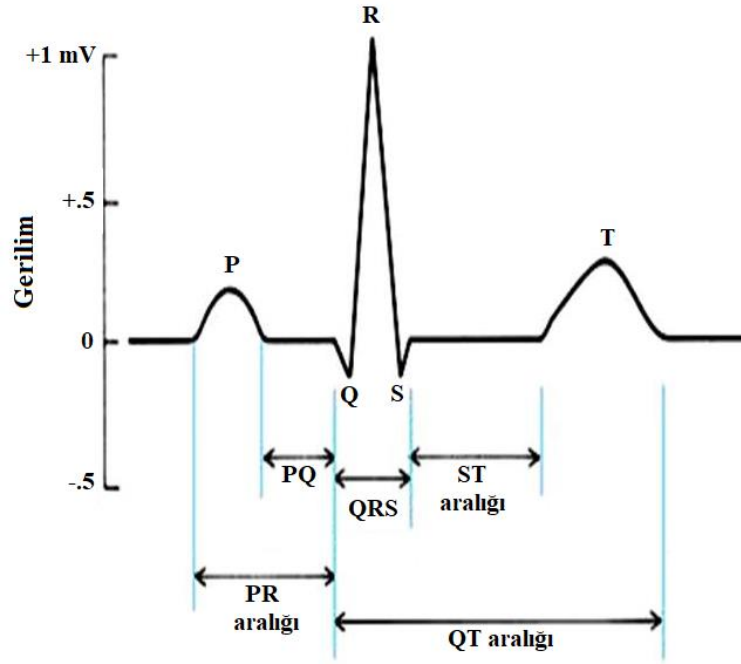
Hücrenin elektriksel aktivitesi açısından bakıldığında, hücre içerisinde  $\text{Na}^+$  ve  $\text{Cl}^-$  iyonları hücre dışına göre daha az,  $\text{K}^+$  ise daha fazladır [1]. Aksiyon potansiyeli, bir elektrik akımı (nöral ya da harici) tarafından uyarılan tek bir hücrenin mekanik kasılmasına eşlik eden elektrik sinyalidir. Bu potansiyel Sodyum ( $\text{Na}^+$ ), potasyum ( $\text{K}^+$ ), klor ( $\text{Cl}^-$ ) ve diğer iyonların hücre zarı boyunca akmasından kaynaklanır [17]. Hücre boyunca aksiyon potansiyeli yayılırken daha önce uyarılmış bölge tekrar uyarılmaz, bu nedenle yayılma tek yönlü oluşur. Uyarının yayılma hızı hücrenin özellikleri ve sinir lifinin kalınlığına göre değişmektedir [1].

## 2.2. Biyopotansiyel Sinyaller

Başlıca sinyaller şu şekildedir:

- a. Elektrokardiyogram: Kalbin ana fonksiyonu vücudun her tarafına kan pompalamaktır. Kalbin kanı pompalarken oluşturduğu elektriksel ve mekaniksel bir dizi ritmik olay kalp döngüsü olarak adlandırılır. Elektrokardiyogram (EKG) olarak isimlendirilen ve kaydedilebilen elektriksel aktivite, kalbin mekanik hareketini başlatır (atriyumlar ve ventriküllerin kasılması ve gevşemesi). Kalp odacıkları kasıldığında, kanı kardiyovasküler sistemin diğer bölümlerine pompalar. Kalp döngüsü sırasında EKG’de QRS kompleksiyle gösterilen ventrikül elektriksel aktivitesi, bir mekanik olay olan ventriküler kas kasılmasından (ventrikül sistolü) önce gelir. Dinlenimdeki kalpte normal hız sınırları içinde sistol, R dalgası tepe noktasından başlar ve T dalgası sonunda sona erer. Ventriküllerin repolarizasyonunu gösteren T dalgası, ventriküller sistoldeyken meydana gelir. Ventrikül diyastol, sistol sonundan sonraki R dalgasının tepe noktasına kadar süren ventrikül kaslarının gevşemesi dönemidir. Her kalp döngüsü, hemen arkasından bir diyastol safhasıyla izlenen bir ventriküler sistol safhası içerir. Bu da bir kalp döngüsü süresidir, kalp atımı olarak bilinir ve birbirini izleyen R dalgaları arasında kalan zaman olarak ölçülür Şekil 2.1.’de elektrokardiyogram sinyali gösterilmiştir.

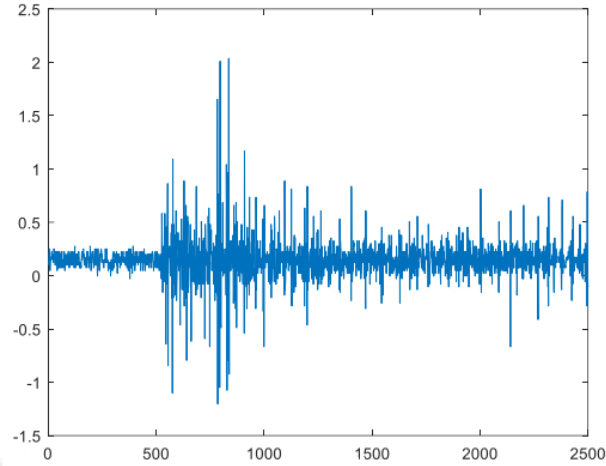




Şekil 2.1. QRST kompleksi [19].

Kalbin izlenmesi ve kalbe ait hastalıkların teşhis edilmesinde kullanılan EKG işaretinin genliği 0-3 mV, frekansı 0.5-100 Hz arasındadır [20]. Yüzeysel elektrotları kullanılarak çeşitli ölçüm düzenleri ile EKG ölçümü yapılabilmektedir.

- b. Elektromiyogram: Elektromiyogram, vücutta bulunan kasların kasılması sonucu oluşan biyopotansiyel işaretlerdir [1]. Kas dokusu sinir hücreleri gibi elektriksel potansiyel üretir ve buna kas aksiyon potansiyeli denir [21]. EMG sinyalleri yüzeysel elektrotlar ve iğne elektrotları olmak üzere iki tip elektrod yardımıyla ölçülebilmektedirler [22]. Bir EMG sinyali tepeden tepeye 0-10mV mertebesinde genliğe sahiptir [23]. Bu düşük genlikli sinyallerin yorumlanabilmesi için yükseltilmesi gerekmektedir. Bunun için çeşitli kuvvetlendirme devreleri ve yöntemleri kullanılmaktadır. Şekil 2.2.'de örnek bir EMG sinyali gösterilmiştir. EMG, hastalık teşhisinde, çeşitli kazaların yol açtığı uzuv kayıplarında takılan protezlerin hareket etmesini sağlayacak kaynak sinyal olarak kullanılmaktadır [1].

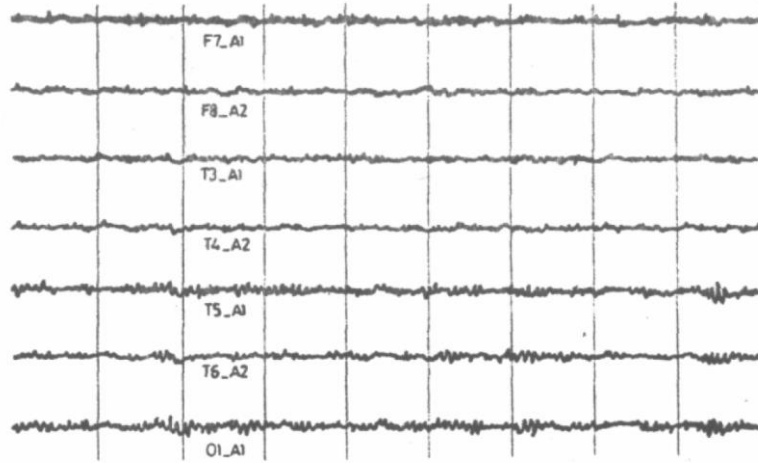


Şekil 2.2. EMG sinyali örneği [24].

- c. Elektroensefalogram: Beynin sinirsel hareketleri sonucu oluşan biyopotansiyel işaretlere Elektroensefalogram adı verilir. Bu işaretlerin karmaşık yapılarından dolayı yorumlanması oldukça zordur. Yapılan çalışmalar, kişinin zihin faaliyetlerine göre EEG frekansının değiştiğini göstermiştir. Kafa yüzeyinden alınan ölçümde genliği tepeden tepeye 1-100  $\mu\text{V}$  olan EEG sinyallerinin frekans bandı 0.5-100 Hz arasındadır. Ölçümler, beyin üzerinden doğrudan alındığı durumda, genlik değeri 10 kata kadar artmaktadır. EEG sinyalleri periyodik bir işaret olmadığından genlik, faz ve frekans değerleri sürekli değişmektedir. Anlamlı bir veri elde edebilmek için, ölçümlerin oldukça uzun bir sürede yapılması gerekmektedir. EEG sinyaline ait frekans bandları ve bu banda ait isimleri Şekil 2.3.'te, normal inasa ait kayıtlar Şekil 2.4.'te verilmiştir. Yaşın ilerlemesi ile EEG frekansı artar, genliği ise azalır. Bilinç durumu da EEG üzerinde etki etmektedir, uyku durumunda yetişkin bireylerde genlik artarken frekansı azalmaktadır.

Delta ( $\delta$ )	0,5 – 3,5 Hz
Teta ( $\theta$ )	4 – 7 Hz
Alfa ( $\alpha$ )	8 – 12 Hz
Beta ( $\beta$ )	12 – 22 Hz
Gamma ( $\gamma$ )	22 – 30 Hz

Şekil 2.3. EEG sinyaline ait frekans bandları [1].



Şekil 2.4. EEG kayıtları [1].

Bu işaretler, hastanın beyin patolojisinin belirlenmesinde, beyinde oluşabilecek tümör gibi patolojik dokuların yer tespitinde, ameliyat edilecek hastanın anestezi seviyesinin ayarlanmasında, psikiyatri alanında zihinsel bir bozukluğun tespitinde kullanılmaktadır [1].

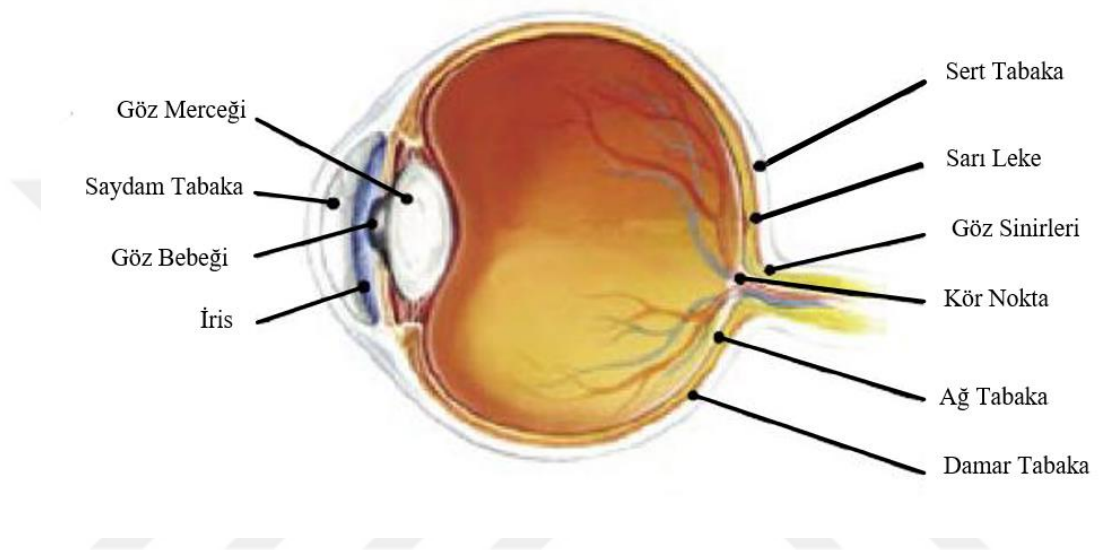
### 2.3. Elektrokülogram ve Gözün Yapısı

Bu kısımda gözün yapısı ve Elektrokülogram sinyaline ait bilgiler verilmiştir.

#### 2.3.1. Gözün yapısı

Yüzün sağ ve sol kısmında orbita olarak adlandırılan kemik yuvasında bulunan göz, insanın beş temel duyu organından biridir. Görme duyusunun oluşumunda iki ana bölüm vardır. Bunlar reseptör bölüm olan göz küresi (bulbus oculi) ve duyu beyne ileten yol ikinci kranyal sinirdir. Ortalama çapı 2- 2,5 cm olan gözün, en dışında sclera denilen göz akı ön kısmında saydamlaşıp korneayı oluşturur. Göze renk veren damarlı bölge ise kornea ve scleranın birleştiği hizada bulunmaktadır. Göz küresinin en iç kısmına retina adı verilen sinirsel tabaka bulunur ve gözün büyük bir kısmını kapsar. Gözün orta tabakasında bulunan koroidea zengin damar dokusuyla retinayı beslemektedir. Optik sinirlerin gözden çıktığı yerde duyu reseptörleri yoktur. Bu sebeple bu kısım kör nokta olarak isimlendirilir.

Göze gelen ışık ilk olarak korneadan geçer, buradan gözbebeğinden (pupilla) göz merceğine (lens) girer. Göz merceği ile retina arasında dolduran camsı cisimden kırılarak geçen görüntü retina üzerinde bulunan fovea üzerine baş aşağı düşer. Ters olarak algılan görüntü beyinde düzeltilir. [24-25] Şekil 2.5.'de göz yapısı gösterilmektedir.



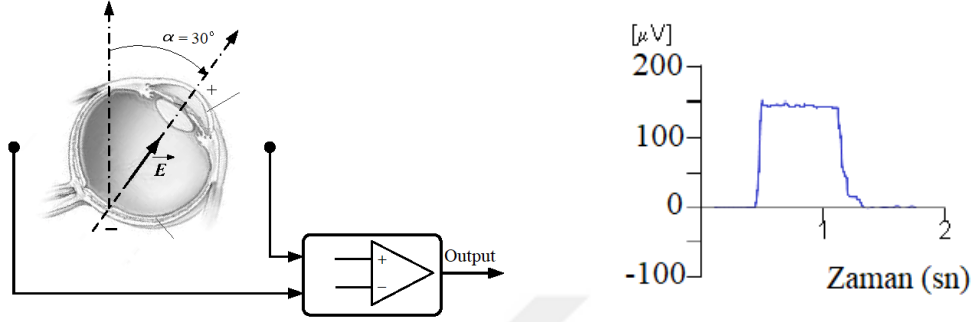
Şekil 2.5. Gözün yapısı

### 2.3.2. Elektrokülogram

Elektrokülogram, göz hareketleri ile kornea-retina arasında oluşan hiperpolarizasyon ve depolarizasyonlardan kaynaklanan elektriksel kökenli biyolojik işarettir [26]. Göz hareketleri, dipol kaynağı gibi davrandığından vektör momenti olarak izlenip ölçülebilmektedir. Ham EOG sinyalinin genliği 50-3500  $\mu\text{V}$  frekans bandı ise 0 -100 Hz arasındadır [4].

EOG göz çevresine yerleştirilen elektrotlar ile ölçülür. Elektrotlar yatay kanal olarak gözün sağ ve soluna, dikey kanal olarak gözün aşağısı ve yukarısına, referans nokta olarak ise alın bölgesine yerleştirilir. Gözler dinlenme durumundayken elektrotlar arasında potansiyel fark oluşmaz. Göz sağa doğru hareket ederken diğer elektrota oranla daha pozitif olur, sola doğru hareket ederken ise daha negatif. Gözün 1 derecelik

yatak hareketinde  $16\mu\text{V}$ , düşey hareketinde  $14\mu\text{V}$  genlik değişimi meydana gelmektedir [28]. Şekil 2.6.'da yatay doğrultuda sağa ve sola hareket eden göze ait EOG kaydı gösterilmiştir.



Şekil 2.6. Örnek EOG kaydı

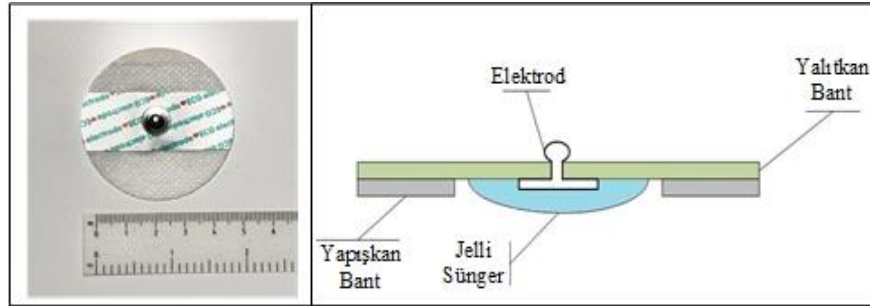
EOG sinyalleri ölçüm sırasında göz çevresine yerleştirilen elektrotun konumu, yüzey bağlantısı, ortamın ışık şiddeti, göz hareketinin hızı, cinsiyet gibi birçok faktörden etkilenebilmektedir. Doğru ölçüm ve analiz yapılabilmesi adına bu etkenlerin göz önünde bulundurulması gerekmektedir. İnsan derisi kişiye göre değişen bir dirence sahip olduğundan kaliteli bir ölçüm yapabilmek için özel elektrot jelleri kullanılmaktadır. Bu jeller yüzey direncini azaltmasını sağlarlar. Ölçüm sırasında genellikle tek kullanımlık elektrotlar kullanılmaktadır.

## BÖLÜM 3. EOG SİNYALLERİNİN ÖLÇÜLMESİ

### 3.1. EOG Sinyallerinin Alınması

Biyolojik işaretlerin algılanmasında, vücut ile ölçüm düzeni arasındaki iletişimi sağlamak amacıyla kullanılan dönüştürücelere elektrod adı verilir. Kullanım amaçlarına yönelik çeşitli elektrod tipleri bulunmaktadır. Bunlardan başlıcaları, yüzey elektrotları, dâhili elektrodlar ve mikroeletrodlardır.

Biyolojik işaretlerin deri yüzeyinden algılanmasında kullanılan yüzey elektrodları, çok sık kullanılan bir elektrod çeşididir. Genellikle EMG, EKG, EEG ve EOG sinyallerinin algılanmasında kullanılmaktadır. Yüzey elektrodlarının, metal plaka, emici düzenli, gezici tipten, tümüyle atılabilir ve kuru elektrodlar olarak belirli tipleri bulunmaktadır. Şekil 3.1.'de tek kullanımlık elektrod ve yapısı gösterilmektedir.



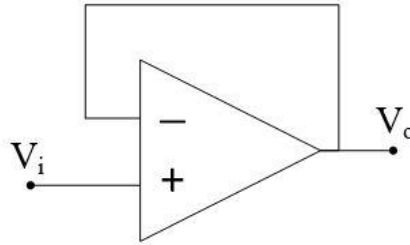
Şekil 3.1. Tek kullanımlık elektrod ve yapısı

### 3.2. Biyopotansiyel Kuvvetlendiriciler

Biyopotansiyel kuvvetlendiriciler, genel olarak düşük genlikli biyolojik işaretlerin kuvvetlendirilmesinde kullanılırlar. Bu kuvvetlendiricilerin kazançları (K) biyolojik işaretin genliğine bağlı olarak düşük ( $K < 10$ ), orta ve yüksek ( $K > 1000$ ) olarak değişmektedir. Fark işaretleri şeklinde olan biyolojik işaretlerin yükseltilmesinde kullanılan kuvvetlendiriciler, fark kuvvetlendiricisi şeklinde olmaktadır. Biyolojik işaretlerin ortak mod işaretlerinden arındırılarak kuvvetlendirilmesi gerektiğinden fark kuvvetlendiricisi, enstrumantasyon kuvvetlendiricisi olarak tasarlanır.

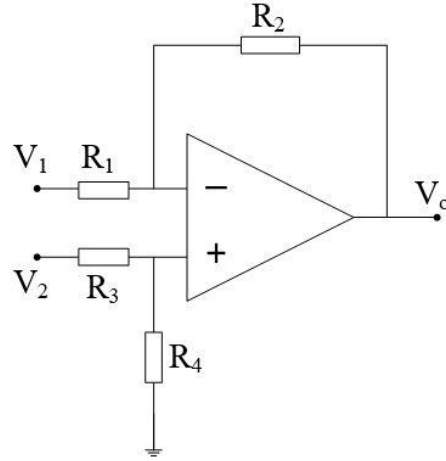
Bir enstrumantasyon kuvvetlendiricisinde aşağıdaki özelliklerin olması beklenmektedir:

- Girişlerinde yüksek empedanslı izleyici devre
- Yüksek ortak işaret bastırma oranı ( $CMRR=100-130dB$ )
- Kararlı yüksek kazanç
- Düşük ofset gerilimi



Şekil 3.2. İzleyici devresi

Şekil 3.2.'de verilen izleyici devrenin çıkış geirlimi  $V_o=V_i$ 'a eşit olmaktadır.



Şekil 3.3. Fark kuvvetlendirici devre

Şekil 3.3.'de gösterilen fark kuvvetlendirici devresinin  $R_1=R_3$  ve  $R_4=R_2$  eşitlikleri için çıkış gerilimi;

$$V_o = \frac{R_2}{R_1} (V_2 - V_1) \quad (3.1)$$

olarak hesaplanmaktadır. Direnç oranları arasındaki ilişki

$$\frac{R_2}{R_1} = \frac{R_4}{R_3} \quad (3.2)$$

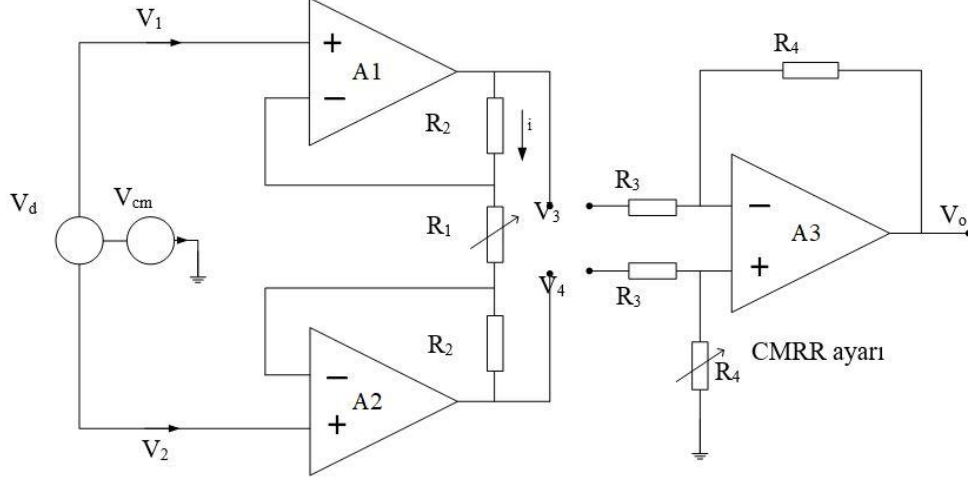
Denklem 3.1'de verilen eşitliğin sağlanması durumunda  $V_2=V_1$  için verilen çıkış gerilimi sıfır olmaktadır. Bu durum Denklem 3.2 eşitliğinin sağlandığı durumda geçerli olacaktır. Bunun için  $R_4$  direncini ayarlamak yeterli olacaktır. Bu durumda fark kuvvetlendirici için tanımlanan, ortak işaret bastırma oranı (Common Mode Rejection Ratio, CMRR) terimi ortaya çıkacaktır. Ortak işaret bastırma oranı;

$$CMRR = \frac{\text{Fark kazancı}}{\text{Ortak işaret kazancı}} \quad (3.3)$$

Denklem 3.3.'deki gibi ifade edilmektedir. Denklem 3.3'de yer alan ortak işaret kazancı, her iki giriş verilen işareti kuvvetlendirme kazancıdır. Devrenin fark kazancı



yüksek, ortak işaret kazancı minimum yani CMRR oranının büyük olması istenmektedir.



Şekil 3.4. Enstrumantasyon devresi

Şekil 3.4.'te yer alan girişlerinde izleyici devreleri konmuş fark kuvvetlendiricisi olan enstrumantasyon kuvvetlendiricisinin çıkış gerilimi Denklem 3.4'te görüldüğü gibidir.

$$V_o = \frac{2R_2 + R_1}{R_1} \times \frac{R_4}{R_3} (V_2 - V_1) \quad (3.4)$$

Devre girişine  $V_1=V_2$  ortak mod işareti uygulandığında A1 ve A2 kuvvetlendiricilerin giriş gerilimleri birbirine eşit olacağından  $R_1$  direncinin her iki tarafında ortak mod gerilimi bulunacak ve bu sebeple  $R_2$  dirençleri üzerinden akım akmayacaktır. Bu durumda giriş katının ortak mod işaret kazancı 1 olacaktır. Girişe  $V_2-V_1$  fark işareti uygulandığında, birinci katın çıkış gerilimi Denklem 3.5'de, kuvvetlendirici farksal giriş gerilimi de Denklem 3.6'da verilmiştir.

$$V_3 - V_4 = (2 \cdot R_2 + R_1) \cdot i \quad (3.5)$$

$$V_1 - V_2 = R_1 \cdot i \quad (3.6)$$

Bu durumda birinci katın fark kazancı Denklem 3.7'deki gibi olmaktadır.

$$K_{V_1} = \frac{V_3 - V_4}{V_1 - V_2} = \frac{2 \cdot R_2 + R_1}{R_1} \quad (3.7)$$

Her iki katın kazancı, katların CMRR'lerinin çarpımı kadar olmaktadır. Bu nedenle enstrumantasyon devrelerinin toplam fark kazancı oldukça yüksek olabilmektedir.

### 3.3. EOG Sinyallerinin İşlenmesi

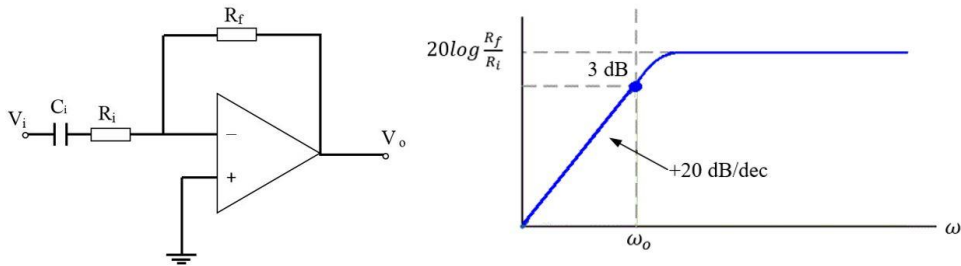
Sinyal işleme adımında ilk olarak devre üzerinde aktif yüksek ve aktif alçak geçiren filtre devreleri kullanılmıştır. Sayısal filtre olarak ise IIR Butterworth alçak geçiren filtre tasarlanmıştır.

#### 3.3.1. Yüksek geçiren aktif filtre

Birinci dereceden yüksek geçiren filtre (YGF) devresi ve frekans cevabı Şekil 3.5.'de yer almaktadır. Devrenin gerilim transfer fonksiyonu ve kazanç ifadeleri Denklem 3.8 ve 3.9'da gösterilmektedir.

$$H(\omega) = \frac{V_{\text{çıkış}}}{V_{\text{giriş}}} = -\frac{j\omega R_f C_i}{1 + j\omega R_i C_i} \quad (3.8)$$

$$20 \log |K(j\omega)| = 20 \log \frac{R_f}{R_i} - 20 \log \frac{\omega/\omega_o}{\sqrt{1 + (\omega/\omega_o)^2}} \quad (3.9)$$



Şekil 3.5. Birinci dereceden yüksek geçiren filtre devresi ve frekans cevabı

Yüksek geçiren filtre devresi kesim frekansı ( $\omega_o$ ) üzerinde kalan frekansları geçirir, bunun dışında kalan frekansları geçirmez. Şekil 3.5.'de verilen yüksek geçiren aktif filtre kesim (köşe) frekansına ait değer Denklem 3.10'da verilmiştir.

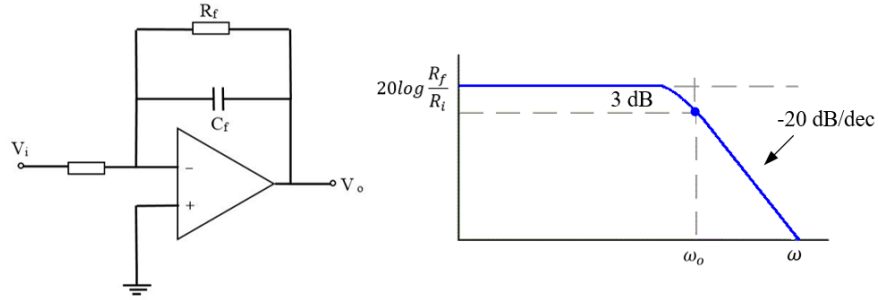
$$\omega_o = \frac{1}{R_i C} \quad (3.10)$$

### 3.3.2. Alçak geçiren aktif filtre devre

Birinci dereceden Alçak Geçiren Filtre (AGF) devresi ve frekans cevabı Şekil 3.6.'da gösterilmektedir. Devrenin gerilim transfer fonksiyonu ve kazanç ifadeleri Denklem 3.11 ve 3.12'de gösterilmektedir.

$$H(\omega) = \frac{V_{çıkış}}{V_{giriş}} = -\frac{R_f}{R_i} \frac{1}{(1 + j\omega C_f R_f)} \quad (3.11)$$

$$20 \cdot \log|K(j\omega)| = 20 \log \frac{R_f}{R_i} - 20 \log \sqrt{1 + (\omega/\omega_o)^2} \quad (3.12)$$



Şekil 3.6. Birinci dereceden alçak geçiren filtre devresi ve frekans cevabı

Alçak geçiren filtre devreleri kesim frekansı değerinin altında kalan frekansları geçirirken, üstünde kalan frekansları geçirmez. Şekil 3.6'da verilen alçak geçiren aktif filtre kesim (köşe) frekansı;

$$\omega_o = \frac{1}{R_f C_f} \quad (3.13)$$

olur. Denklem 3.13 eşitliğinde dikkat çeken önemli bir nokta, köşe frekansının sistem giriş direnci değerinden bağımsız olmasıdır.

### 3.4. Sayısal Filtre Tasarımı

Sayısal filtre tasarımı, istenilen frekans yanıtını yaklaşık olarak sağlayan bir transfer fonksiyonu  $H(z)$  elde etmek amacıyla yapılmaktadır. Birçok uygulamada sayısal filtre tasarımı için genlik ya da faz yanıtı belirtilirken, bazı durumlarda impuls veya basamak yanıtı belirtilebilir. Filtre tasarımındaki en önemli adımlardan birisi filtre türünün seçilmesidir.

Sonlu impuls yanıtı (Finite Impuls Response, FIR) filtre durumunda transfer fonksiyonu Denklem 3.14. şeklinde gerçel kat sayılı bir polinomdur.

$$H(z) = \sum_{n=0}^N h[n]z^{-n} \quad (3.14)$$

$H(z)$  kutup içermediğinden FIR filtrelerin kararlılık problemi yoktur. Belirtilen genlik yanıtının doğrudan yaklaşıklığına dayalıdır. Genellikle filtrenin doğrusal faza sahip olması istenir. En sık kullanılan FIR tasarım yöntemleri aşağıdaki gibidir:

- a. Pencerelemiş Fourier serisi yaklaşımı
- b. Frekans örnekleme yaklaşımı
- c. Bilgisayar tabanlı optimizasyon yöntemleri

Sonsuz impuls yanıtı (Infinite Impuls Response, IIR) filtreler en sık kullanılan kullanılan filtre türlerindedir. Tasarım yöntemi aşağıdaki adımlardan oluşmaktadır:

- a. Sayısal filtre karakteristikleri prototip bir analog alçak geçiren filtre karakteristiklerine dönüştürülür.
- b. Analog alçak geçiren filtre transfer fonksiyonu  $H_a(s)$  belirlenir.
- c.  $H_a(s)$ , gerekli sayısal transfer fonksiyonu  $G(z)$ 'ye dönüştürülür.

Analog filtre tasarım yöntemleri oldukça gelişmiş olup genellikle analitik çözümlerle sonuçlanırlar.

### 3.4.1. IIR filtre tasarımı

Filtreler işaretlerin istenilen değerde frekanslarını kuvvetlendirmek, zayıflatmak veya belirli frekansları bastırmak gibi değişik amaçlar için kullanılırlar. Sayısal filtre tasarımı, analog filtre tasarımının benzetimi yapılarak gerçekleştirilir. Yaygın olarak kullanılan analog filtrelerin tamamı s'deki polinom oranıyla taminlanan, s alanında aktarım fonksiyonuna sahiptir. Bu tür dürtü tepkisi sonsuz dürtü cevablı filtreler (IIR-Infinite Impulse Response) olarak adlandırılır. Analog filtrenin sayısal bir filtreye benzetimin yapıldığı bir çok teknik, sonsuz süreli dürtü cevabına sahip bir sayısal filtre oluşturur ve bunlar IIR filtreler olarak adlandırılır.

Sayısal filtre tasarımında değişmez dürtü cevabı olarak adlandırılan bir yaklaşım bulunmaktadır. Bahsedilen yaklaşım ile sayısal filtre tepkisini standart sayısal bir uyarım ve analog filtre tepkisinin örneklenmiş bir biçimine de karşılık gelen standart sürekli zaman uyarımı haline getirilir. Bu yaklaşım dürtü değişmezliği ve basamak değişmezliği işlemlerine olanak vermektedir. Değişmez dürtü cevabı metodu, ayrık-zamanlı bir dürtü için sayısal filtrenin tepkisini, sürekli zamanlı birim dürtü için analog filtrenin tepkisinin örneklenmiş türünü elde eder. Basamak değişmezliği tasarımı, birim diziyeye sayısal süzgecin tepkisini birim basamağına analog filtrenin tepkisinin örneklenmiş türünü üretir. Bu tasarım yöntemlerinin her birinde IIR filtresi ortaya çıkar [29].

Bir IIR filtre, dürtü cevabı  $\{h(n)\}_{n=0}^{\infty}$ , fark denklemi veya transfer fonksiyonu ile belirlenebilir. IIR filtrenin transfer fonksiyonu en genel biçimde tanımı Denklem 3.15'de verilmiştir.

$$H(z) = \frac{a(0) + a(1)z^{-1} + a(2)z^{-2} + \dots + a(M)z^{-M}}{1 + b(1)z^{-1} + b(2)z^{-2} + \dots + b(N)z^{-N}} \quad (3.15)$$

Burada  $M \leq N$  olup,  $b(i), i = 1, 2, \dots, N$  katsayılarının tümü birden sıfır değildir. Bu denklemden  $a(i)$  ve  $b(i)$  katsayılarının bulunması gerekmektedir. Bu katsayılar hesaplanırken,  $H(z)$ 'nin tasarımında istenilen özellikleri sağlaması gereklidir. Bir sayısal filtre tasarımında kararlılık, nedensellik ve basitlik gibi koşullardan dolayı genlik karakteristiği değerlendirilmektedir, bu nedenle  $a(i)$  ve  $b(i)$  değerleri, genlik karakteristiği  $|H(e^{j\Omega})|$ 'yi sağlayacak şekilde seçilmelidir.

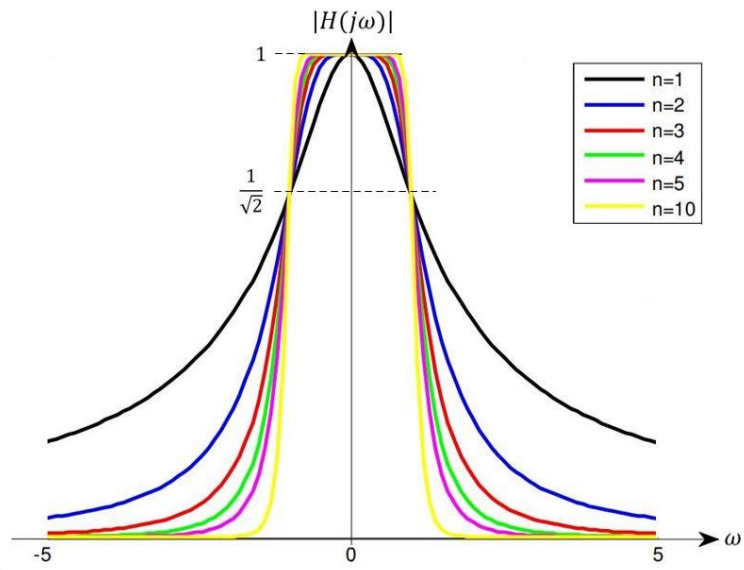
IIR filtre tipinde başlıca yaklaşımlar Butterworth, Chebyshev, Eliptik yöntemleridir. Bu tezde Butterworth filtreleme yöntemi kullanılmıştır.

### 3.4.2. Butterworth yaklaşıklığı

Butterworth, yaygın olarak kullanılan bir analog filtre tasarım yaklaşıklığıdır. Biyomedikal işaretleri yüksek frekanslı gürültü bileşenlerinden arındırmak için yaygın olarak kullanılmaktadır. N. dereceden alçak geçiren Butterworth filtresine ait frekans tepkisi Denklem 3.16'da verilmiştir.

$$|H_a(j\omega)|^2 = \frac{1}{1 + (\omega/\omega_c)^{2N}} \quad (3.16)$$

Alçak geçiren Butterworth filtre,  $\omega < \omega_c$  geçirme bandındaki frekansla değişimi sabittir ve frekans sıfıra yaklaşırken türev de sıfıra yaklaşır. Şekil 3.9.'da altı farklı n değeri için  $\omega_c = 1$  köşe frekansına sahip Butterworth filtresinin frekans cevabı gösterilmektedir. Filtre derecesi arttıkça, genlik frekans cevabı ideal alçak geçiren filtre devresine yaklaşmaktadır.



Şekil 3.7. Altı farklı derece için genlik frekans cevabı [30].

## **BÖLÜM 4. ÖZNETELİK ÇIKARIMI VE SINIFLANDIRMA**

Bu bölümde öznitelik çıkarmı ve sınıflandırma algoritmaları ile ilgili teorik bilgiler yer almaktadır.

### **4.1. Öznitelik Çıkarmı**

Öznitelik çıkarma adımıdaki amaç her bir sınıfa ait ayırt edici parametreleri belirlemek ve bu parametreler sayesinde sınıfa ait sinyalleri daha az sayıda elemanla temsil etmektir. Bu adım sayesinde hem hesap yükü azalmakta hem de sınıflandırıcı performansının yükselmesi sağlanmaktadır.

Öznitelik çıkarmı genellikle tasarımcının sezgi ve deneyimine bağlı olarak tespit edilir. Kategorilerin yeterince iyi temsil edilebilmesi için uzay boyutu mümkün olduğunca büyük tutulur. Bu sayede dağılımın daha kolay temsil edilebilir olacaktır. Fakat öznitelik uzayındaki bazı öznitelikler anlamlı bilgi taşımayacaktır ve anlamsız öznitelikler sınıflayıcı yapısının aşırı büyümesine sebep olacaktır. Bu özniteliklerin, dağılımın yapısını inceleyerek ayıklanması gerekecektir [32].

Bu tez çalışmasında öznitelik adımı EOG sinyallerine uygulanan yöntemler Bölüm 5.3.'te anlatılmıştır.

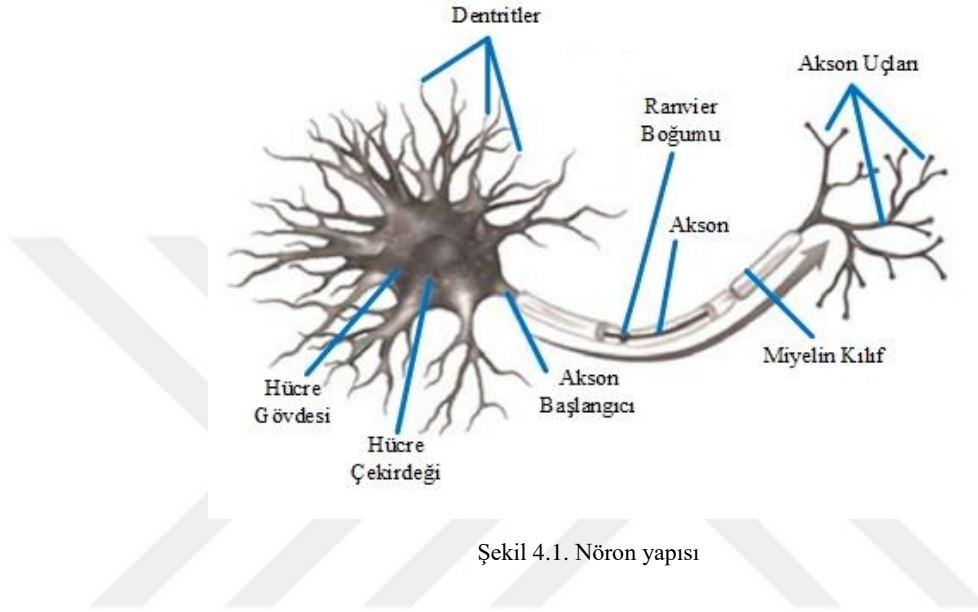
### **4.2. Yapay Sinir Ağları**

Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninin özelliklerinden biri olan öğrenme kabiliyeti ile yeni bilgiler üretebilme, oluşturabilme gibi yeteneklerin otomatik olarak yapılması amacı ile geliştirilen bilgisayar sistemleridir. Öğrenme sürecinin matematiksel modellenmesi ile ortaya çıkmıştır. Bu nedenle, ilk olarak beyin hücresinin modellenmesi ve bilgisayar sistemlerinde uygulanması üzerine çalışılmıştır.



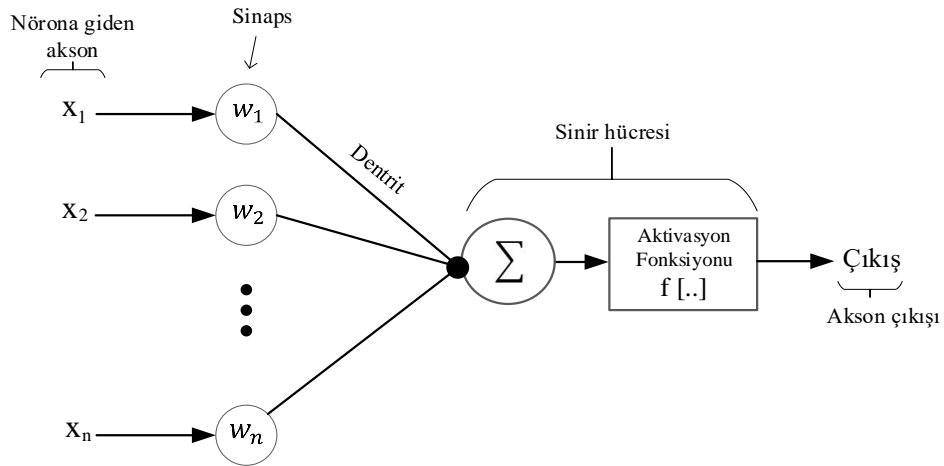
#### 4.2.1. Sinir hücresi ve modellenmesi

İnsan beyinde yaklaşık olarak  $10^{10}$  sinir hücresi bulunmaktadır ve her bir sinir hücresinin yaklaşık 10000 kadar bağlantı sayısı vardır [32]. Sinir hücresinin temel birimi olan nöron yapısı Şekil 4.1.'de gösterilmektedir.



Şekil 4.1. Nöron yapısı

Nöron, hücre gövdesi, hücre çekirdeği, dentritler, akson, miyelin kılıf ve akson uçlarından oluşmaktadır. Dentritler işaretleri olarak hücre gövdesinde alınan işarete karşılık bir darbe üretilip üretilmeyeceğine karar verilir. Eğer bir darbe üretilmiş ise akson uçları tarafında bağlı bulunan ilgili nörona iletilir. Diğer nöronlara bağlantı, sinaps adlı yapı ile sağlanır.



Şekil 4.2. Yapay sinir hücresi

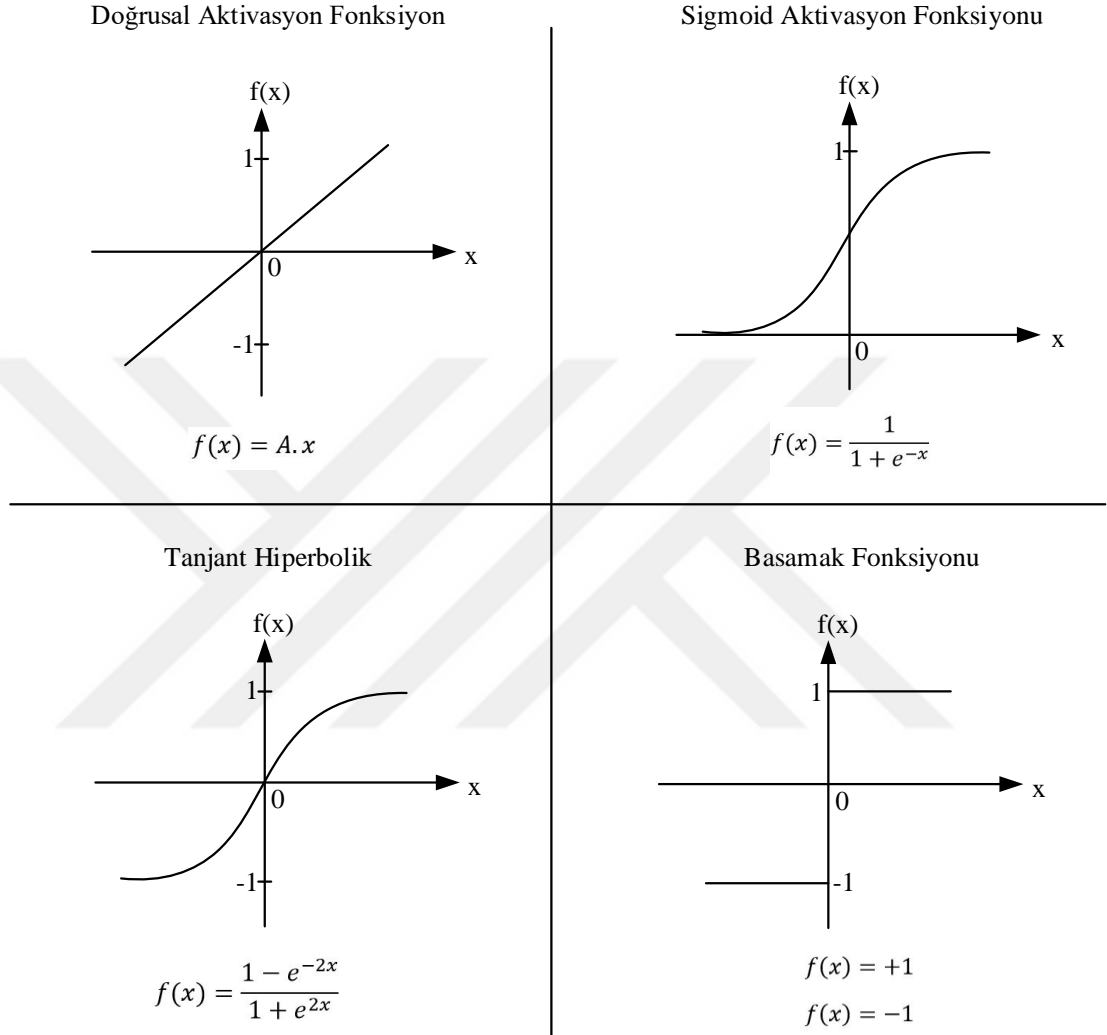
Şekil 4.2.'de sinir hücresinin matematiksel modellemesi gösterilmiştir. Bir yapay sinir ağı beş temel kısımdan oluşmaktadır:

- Giriş:  $x_1, x_2, \dots, x_n$  ile ifade edilen değerler ağın öğrenmesini istediğimiz yapay sinir hücresi girdileridir. Giriş bilgileri dış ortamdan verileceği gibi kendinden bir önceki sinir hücrelerinin çıkış verileri de olabilir.
- Ağırlık: Veriler  $w_1, w_2, \dots, w_n$  ile ifade edilen ağırlıklara bağlıdır. Ağırlığın büyük ya da küçük olması bağlantı durumunu etkilemektedir. Kullanım amacına yönelik ağırlık değerleri belirlenmektedir.
- Toplama İşlevi: Uygun ağırlık değerleri ile giriş verilerinin toplanması işleminde kullanılır. Toplama işlevi Denklem 4.1'de gösterilmiştir.

$$\sum wx = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n \quad (4.1)$$

- Aktivasyon Fonksiyonu: Transfer fonksiyonu ya da eşik fonksiyonu olarak da adlandırılan aktivasyon fonksiyonu, toplama işlevinden elde edilen girdiyi işlemden geçirerek hücre çıktısını belirler. Hücre modeline göre çeşitli tipte aktivasyon fonksiyonları mevcuttur. Yapay sinir ağının neyi öğrenmesi istendiğine bağlı olarak değişir. Bu fonksiyonlar nöron çıkış genliğini, istenilen değerler arasında sınırlar. Yapay sinir ağı verilerinin normalize edilmiş

değerleri genellikle  $[0,1]$  veya  $[0,-1]$  arasındadır. Yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonlarının denklemleri ve grafikleri Şekil 4.3.'de verilmiştir.



Şekil 4.3. Aktivasyon fonksiyonları

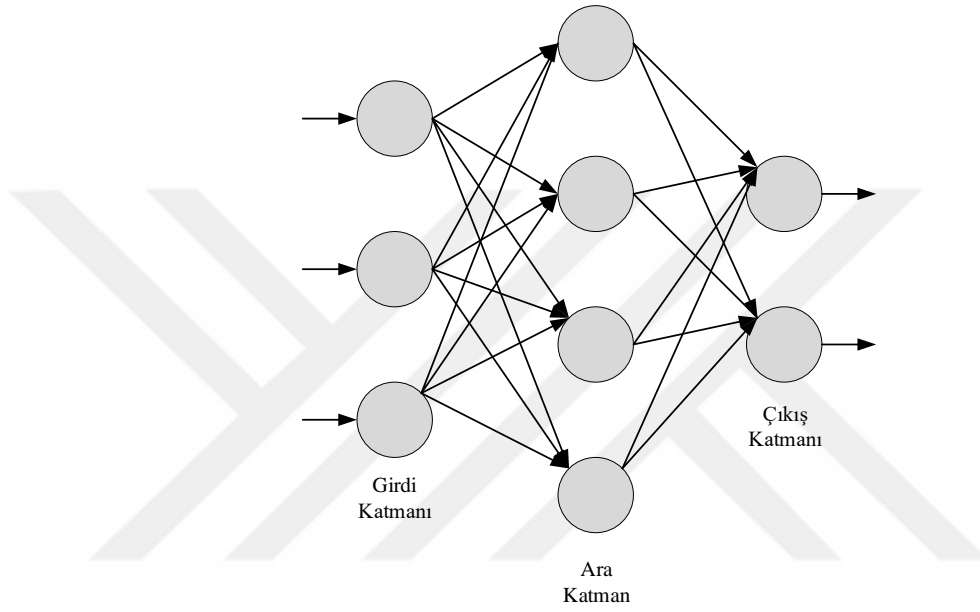
- e. Çıkış İşlevi: Aktivasyon fonksiyonundan geçirilen değerler, çıktı değerleridir.

$$f(NET) = \frac{1}{1 + e^{-NET}} \quad (4.2)$$

Denklem 4.2'de yer alan NET, toplama işlevi değeridir.

### 4.2.2. Yapay sinir ağlarının temel yapısı

Biyolojik sinir ağının bir modeli olarak, yapay nöronlar bağlantılar aracılığı ile bir araya gelerek yapay sinir ağını oluşturmaktadır. Nöronların bir araya gelmeleriyle katmanlar oluşmaktadır. Yapay sinir ağları temel olarak üç katmandan oluşur. Bu katmalar; girdi katmanı, ara katman ve çıktı katmanıdır.



Şekil 4.4. Yapay sinir ağı

Şekil 4.4.'te yer alan girdi katmanı, dışarıdan giriş yapılan bilgilerdir. Her bir giriş için bir nöron bulunur. Alınan veriler ara katmana iletilir. Gizli katman olarak da adlandırılan ara katmanda bilgiler işlenerek çıktı katmanına iletilir. Bir ağda birden fazla katman bulunabilir. Çıkış katmanı ise, dış dünyadan gelen bilgiler için üretmesi gereken çıktıyı üreterek tekrar dış dünyaya sunar.

### 4.2.3. Yapay sinir ağlarının tiplerine göre sınıflandırılması

Tiplerine göre yapay sinir ağları, ileri beslemeli (feedforward), geri beslemeli (feedback) ve kaskat bağlantılı olmak üzere üç şekilde sınıflandırılırlar.

İleri beslemeli ağlar: Katmanlardaki hücrelerin çıkışlarının bir sonraki katamn girişini beslediği ağ tipidir. Veriler orta katmandan çıkış katmanına tek yönlü olarak ilerler.

Geri beslemeli ağlar: Hücre ve hücrelerin çıkışı kendisine ya da diğer hücrelere giriş olarak verilir. Geri besleme bağlantı şekline göre aynı yapay sinir ağında farklı yapıda geri beslemeli sinir ağları oluşabilmektedir [33].

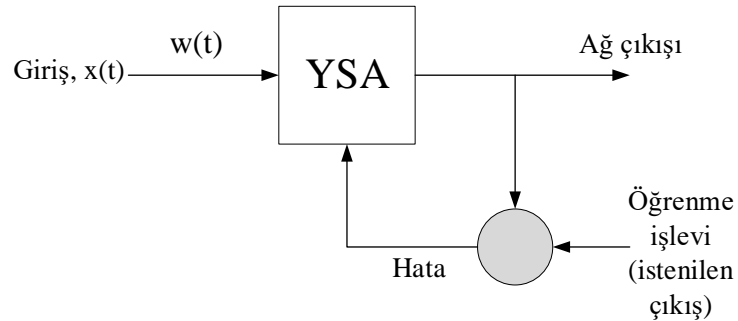
Kaskat bağlantılı ağlar: Kendisinden önce en az bir tane katmanla geri besleme bağlantısı bulunan ağ tipidir [34].

#### 4.2.4. Yapay sinir ağlarının öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırılması

Yapay sinir ağları ile ilgili geliştirilen algoritmalar, denetimli ve denetimsiz olmak üzere iki grupta incelenebilir.

##### 4.2.4.1. Denetimli öğrenme

Denetimli öğrenme, ağa giriş değerleri ile birlikte çıkış değerlerinin verilmesi durumunda kullanılan bir algoritmadır. Bu algoritmada ağın çıktıları ile hedef çıktılar arasındaki fark oranı, hata olarak değerlendirilir. Hatayı minimize etmek için bağlantı ağırlıkları değiştirilerek performans değerleri güncellenir. Şekil 4.5.'de denetimli öğrenmeye ait blok diyagramı gösterilmiştir.

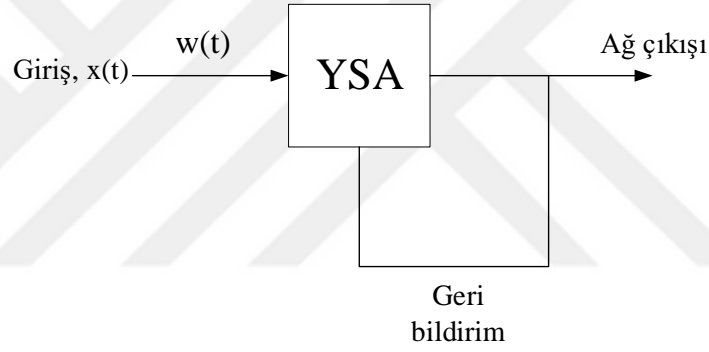


Şekil 4.5. Denetimli öğrenme

YSA uygulamalarında sıklıkla kullanılan bir öğrenme tipi olan denetimli öğrenmeye Widrow-Hoff tarafından geliştirilen delta kuralı ve MC Clelland tarafından geliştirilen geri besleme algoritması en yaygın örnekleridir.

#### 4.2.4.2. Denetimsiz öğrenme

Denetimsiz öğrenme işleminde ağa sadece girdiler verilir. Eğitim süreci için hazırlanan veri setinde beklenen çıktı değeri bulunmaz. Yapay sinir ağı girilen veriler ile öğrenme algoritmasını kendi kendine geliştirir. Bu öğrenme tipi giriş ve çıkış değerlerinin bilinmediği eğitim setleri için kullanılır [35]. Ağırlık değerleri çıkış verileri gözlemlenerek güncellenir. Şekil 4.6'de denetimsiz öğrenme yapısı gösterilmiştir.



Şekil 4.6. Denetimsiz öğrenme

### 4.3. K-En Yakın Komşuluk Algoritması

Sınıflandırma yöntemlerinden biri olan k-en yakın komşu algoritması (k-nearest neighbor) geniş bir uygulama alanına sahiptir [36]. Makine öğrenme yöntemleri içinde en basit yaklaşımlardan biridir. Söz konusu yöntemde, sınıflandırılacak olan nesne, kendisine en yakın değerin veya değerlerin sınıflarına atanır. Sınıflandırılma işleminde komşu sayısı k ile ifade edildiğinden, algoritma k-en yakın komşuluk olarak adlandırılmaktadır. Algoritmanın etkin kullanılabilmesi açısından k değerinin belirlenmesi önemli bir faktördür [37]. k sayısının belirlenmesinde izlenen en pratik yol, k değerini toplam eğitim örnekleri sayısının karekökünden daha az bir değer

olarak seçmektir [38]. K-en yakın komşu algoritmasında uygulanan adımlar aşağıdaki gibidir:

- a. k parametresi belirlenir
- b. Noktalar arasındaki uzaklıklar hesaplanır
- c. Hesaplanan uzaklıklara göre satırlar sıralanıp arasından en küçük olan k değeri seçilir
- d. Seçilen satırın hangi sınıfa ait olduğu belirlenerek en çok tekrarlanan sınıf değeri seçilir
- e. Seçilen satırın hangi sınıfa ait olduğu belirlenerek en çok tekrarlanan sınıf değeri seçilir
- f. Seçilen sınıf, tahmin edilmesi beklenen değer sınıf olarak kabul edilir.

k-NN sınıflandırıcısı, bilinmeyen değere en yakın olan eğitim setindeki k değerlerini arar ve daha sonra test örneği, k komşularında çoğunluğa sahip olan türe atanır [36]. Uzaklıkların hesaplanmasında kullanılan Öklid, Manhattan ve Minkowski metodları sırasıyla Denklem 4.3, Denklem 4.4 ve Denklem 4.5’de verilmiştir [39].

$$d_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2} \quad (4.3)$$

$$d_{xy} = \sum_{i=1}^k |x_i - y_i| \quad (4.4)$$

$$d_{xy} = \left( \sum_{i=1}^k (|x_i - y_i|)^q \right)^{1/q} \quad (4.5)$$

Denklemden yer alan k değeri veri sayısı, i verilerin indis numarası, d ise aradaki mesafeyi göstermektedir [40].

Makine öğrenmesinde yaygın olarak kullanılan bu algoritma doğruluk oranında birçok avantaja ve iyi performansa sahip olsa da iki dezavantaja sahiptir.

İlk olarak, k-en yakın komşuluk algoritmasının etkinliği çok boyutlu özelliklerden ciddi şekilde etkilenmektedir. Uygulamada birçok özellik ile karşılaşılabilir ve bu özelliklerden bazıları gereksiz olduğundan doğruluk oranı garanti edilemez. İkincisi, eğitim örneklerinin dengesiz dağılımı k-NN'nin kategorizasyon verimliliğini ciddi şekilde etkileyebilmektedir. Birçok durumda, vektör uzayındaki değerler seyrek veya yoğun bir şekilde dağılır ve bu da farklı k değerlerinin farklı sonuçlara yol açmasına neden olur. Bu nedenle sınıflandırma için uygun k değerini belirlemek zordur ve bu durumda sadece Öklid mesafesine bağlı olarak en yakın komşularının hesaplanması etkili olamamaktadır.

#### **4.4. Destek Vektör Makinesi**

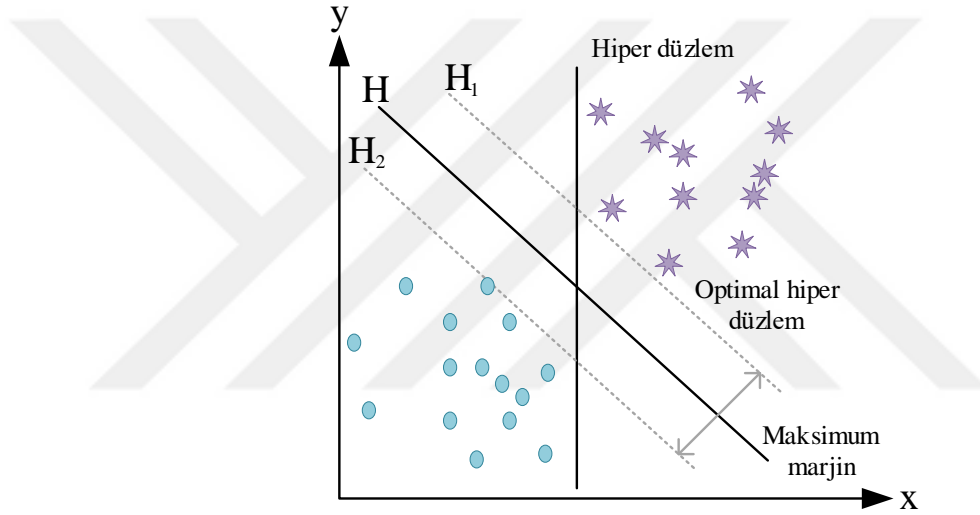
Vladimir Vapnik'in içinde bulunduğu bir araştırma grubu tarafından 1960 yıllarda temeli atılan Destek Vektör Makinesi (SVM) algoritması yine Vapnik'in içinde bulunduğu bir başka araştırma grubu tarafından 1995 yılında geliştirilmiştir. İstatistiksel öğrenme teorisi ve yapısal risk minimizasyonuna dayanan ve oldukça basit bir algoritması olan SVM yöntemi değişkenlerin arasındaki örüntülerin tam olarak kestirilemediği durumlarda iki sınıfa ait veriyi birbirinden en optimal şekilde ayırtmak için kullanılır. Ses analizinden nesne tanımaya, zaman serisi tahmin testlerine kadar birçok alanda kullanılmaktadır. SVM doğrusal iki verinin sınıflandırılması için tasarlanmış olsada veri setlerinin genel olarak kolay bir şekilde sınıflandırılması yapılamadığı için doğrusal olmayan verilerin sınıflandırılması için de geliştirilmiştir.

Destek vektör makineleri temel olarak doğrusal, doğrusal olmayan ve çok sınıflı olmak üzere üç grupta incelenebilir.



#### 4.4.1. Doğrusal olarak sınıflandırılabilen veriler

Destek vektör makinesi yönteminde amaç verileri birbirinden ayıracak en uygun karar doğrusunu bulmaktır. İki adet veriyi sınıflandırmak için sonsuz sayıda karar doğrusu kullanılabilir, fakat bu optimal çözümü vermeyeceği için seçilen karar doğrusuna en yakın veriler ile karar doğrusu arasındaki mesafeyi maksimize ederek en uygun karar doğrusu ve hiper düzlemi elde edilir. Şekil 4.7.'de optimal ayırıcı düzlemi gösterilmiştir [41].



Şekil 4.7. Destek vektör ve optimal ayırıcı düzlem

Belirlenen ayırıcı düzlemin sınıflandırma işlemindeki rolü eğitim verilerinin hatasız bir şekilde ayrıştırılmasını sağlamaktır.

Denklem 4.6'da n tane örnekten oluşan eğitim verisi, Denklem 4.7 ve 4.8'de ise optimal hiper düzleme ait formüller verilmiştir.

$$(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n), \quad x \in R^d, \quad y \in \{-1, +1\} \quad (4.6)$$

$$y_i = +1 \text{ ise } H_1: w \cdot x_i + b \geq +1 \quad (4.7)$$

$$y_i = -1 \text{ ise } H_2: w \cdot x_i + b \leq -1 \quad (4.8)$$

Burada  $x \in R^d$  d boyutlu uzayı,  $y \in \{-1, +1\}$  sınıf etiketlerini,  $w$  ağırlık vektörünü,  $b$  eğilim değerini temsil etmektedir. Denklem 4.9.'daki koşul sağlandığında optimal hiper düzlem elde edilmiş olur [42].

$$H_0: w \cdot x_i + b = 0 \quad (4.9)$$

$w$  vektörü hiper düzleme dik olan normal vektör,  $x_i$ 'ler giriş verilerinin değerleri ve  $b$  ise kayma oranıdır.  $y$  ise sınıf etiketidir.  $H_1$  düzleminin orijine olan uzaklığı  $\frac{|1-b|}{\|w\|}$ ,  $H_2$  düzleminin orijine olan uzaklığı ise  $\frac{|-1-b|}{\|w\|}$  olur.  $H_1$  ile  $H_1$  ile  $H_0$  arasındaki en kısa mesafe  $d_+ = 1/\|w\|$  iken  $H_2$  ile  $H_0$  arasındaki en kısa mesafe  $d_- = 1/\|w\|$  olmaktadır. Bu durumda  $H_1$  ve  $H_2$  hiper düzlemleri arasındaki mesafe  $2/\|w\|$  marjinine eşit olur. Destek vektör makinesi yöntemindeki amaç marjin aralığını maksimize ederek en iyi sınıflandırmayı elde etmektir. Bunu başarabilmek için de  $\|w\|$ 'nin minimum olması gerekmektedir. Bu ifadenin minimize edilmesinde Lagrange çarpanları kullanılmaktadır.

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i^T * x_j) \quad (4.10)$$

Denklem 4.10'a göre sıfırdan büyük olan  $\alpha_i$  değerleri Lagrange çarpanları olarak adlandırılır. Lagrange çarpanı pozitif değerli olan  $x_i$  değeri ise destek vektörleri olarak isimlendirilir. Eğitim veri seti örnekleri olan  $x_i$ ,  $H_1$  ve  $H_2$  hiper düzlemleri üzerinde bulunurken, lagrange çarpanı sıfır olan diğer eğitim veri seti örnekleri hiper düzlemlerinin arka tarafında kalırlar [43].

#### 4.4.2. Doğrusal olarak sınıflandırılmayan veriler

Gerçek hayattaki birçok veriyi doğrusal sınıflandırma metotları ile ayrıştırabilmek mümkün değildir. En optimal hiper düzlemin doğrusal olmayan yapıda tahmin edilmesi çok güç olduğundan bazı çekirdek fonksiyonlar kullanılarak veri daha yüksek

boyutlu bir uzaya taşınır. Yüksek boyutlu bir uzaya taşınan veriler doğrusal metotlar kullanılarak çözümlenir.

Eğitim veri setinde bulunan  $d$  boyutlu örnekler  $\phi$  fonksiyonu ile daha yüksek boyutlu uzaya taşındığından  $H$  uzayındaki veriler  $\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$  çarpanına bağlı olacaktır. Burada iç çarpanın hesaplanması zor olduğundan bunun yerine düşük boyutlu giriş uzayında çekirdek fonksiyonları kullanılmaktadır [44]. Kernel fonksiyonları olarak da isimlendirilen  $K$  çekirdek fonksiyonuna ait genel ifadeye Denklem 4.11'de yer verilmiştir.

$$K(x_i x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \quad (4.11)$$

Yapılan çalışmalarda yaygın olarak kullanılan çekirdek fonksiyonları Şekil 4.8.'de verilmiştir.

Çekirdek Fonksiyonu	Formülü	Açıklama
Doğrusal	$K(x_i, x_j) = x_i x_j$	-
Polinom	$K(x_i, x_j) = (x_i x_j + 1)^d$	$d$ , polinom derecesi
Gauss	$K(x_i, x_j) = e^{-\gamma \ x_i - x_j\ ^2}$	$\gamma$ , Gauss çekirdek boyutu
Radyal	$K(x_i, x_j) = \exp(-\ x_i - x_j\ ^2 / 2\sigma^2)$	$\sigma$ , polinom derecesi

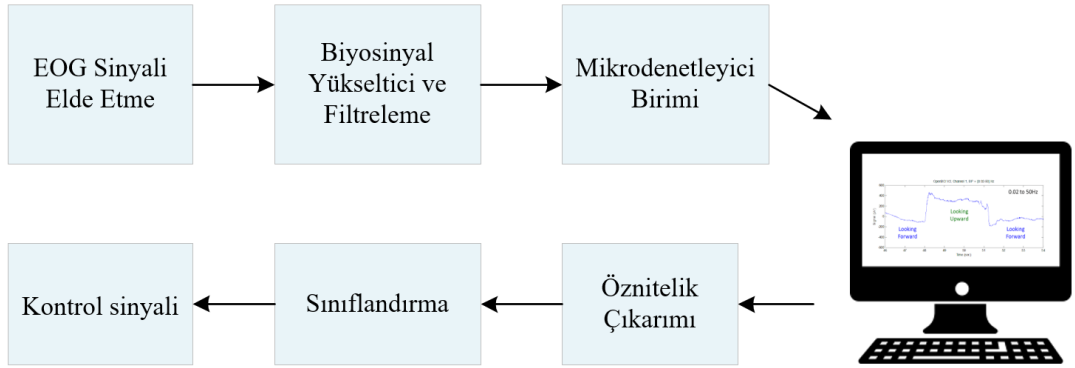
Şekil 4.8. Çekirdek fonksiyonları

## BÖLÜM 5. DENEYSEL UYGULAMA

Bu tezde; göz çevresine yerleştirilen elektrodlar yardımı ile alınan EOG sinyalleri sayısal sinyal işleme teknikleri ile işlenmiş ve insan makine arayüz uygulamalarında kullanılmak üzere YSA, k-NN ve SVM sınıflandırma teknikleri ile sınıflandırılmıştır.

İlk olarak, EOG sinyalinin elde edilmesi ve elde edilen EOG sinyalinin uygun gerilim seviyesine yükseltilmesi işlemleri yapılmıştır. Daha sonra bu sinyaller alçak ve yüksek geçiren filtrelerden geçirilerek istenmeyen bileşenlerden ayıklanma işlemleri yapılmış ve mikrodenetleyici birimi kullanılarak elde edilen veriler bilgisayar ortamında kaydedilmiştir. Kaydedilen verilerin Matlab programında analizi ve sınıflandırılması yapılmıştır.

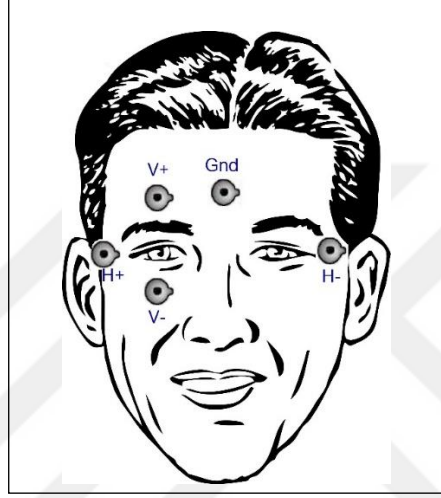
EOG sinyallerinden, insan makine arayüz uygulamalarında kullanılacak kontrol sinyallerinin elde edilmesi ile ilgili sisteme ait blok diyagramı Şekil 5.1.'de verilmiştir.



Şekil 5.1. Sistem blok diyagramı

### 5.1. EOG Sinyallerinin Elde Edilmesi

Bu çalışmada EOG sinyallerinin ölçümünde tümüyle atılabilir Ag-Agel elektrodları kullanılmıştır. Dört farklı göz hareketinin algılanmasında elektrodlar yatay kanal için sol ve sağ gözün yanına, dikey kanal için gözün aşağısı ve yukarısına yerleştirilmiştir. Referans nokta olarak belirlenen alın bölgesi ile toplam beş adet elektrod kullanılmıştır (Şekil 5.2.).

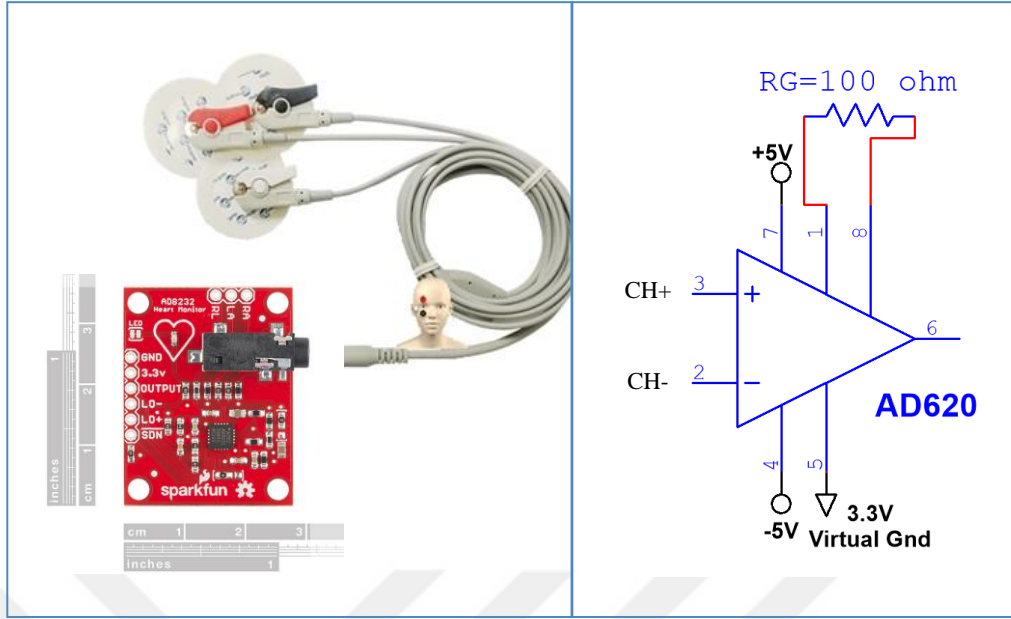


Şekil 5.2. Elektrod yerleşimi

EOG sinyallerinin alınması sırasında kişinin güvenliği sağlanmalı, elektronik gürültü mümkün olduğunca bastırılmalı ve sinyalin orijinalliği korunmalıdır.

Yatay ve düşey kanaldan alınan sinyaller mikro voltlar seviyesinde olduğundan öncelikli olarak bu sinyallerin kuvvetlendirilmesi gerekmektedir. Bu doğrultuda ortak mod bastırma oranı yaklaşık 110 dB olan AD620 enstrumantasyon kuvvetlendiricisi kullanılmıştır (Şekil 5.3.). Düşük genlikli ham EOG sinyalini kuvvetlendirmek için AD620'nin kazancı,  $R_g$  direnci ile 495 olarak (Denklemler 5.1) hesaplanmıştır.

$$Kazanç = \frac{49.9K\Omega}{R_g} + 1 \text{ ve } R_g = 100 \text{ ise, } Kazanç = \frac{49.9K\Omega}{100\Omega} + 1 = 495 \quad (5.1)$$



Şekil 5.3. Elektod girişi

İkinci ve üçüncü kuvvetlendirme adımında işlemsel kuvvetlendirici olarak kolay bulunabilmesi ve ekonomik fiyatı sebebiyle piyasada yaygın olarak kullanılan LM741 tercih edilmiş ve toplam kazanç 12 olarak ayarlanmıştır (Denklem 5.2 ve Denklem 5.3).

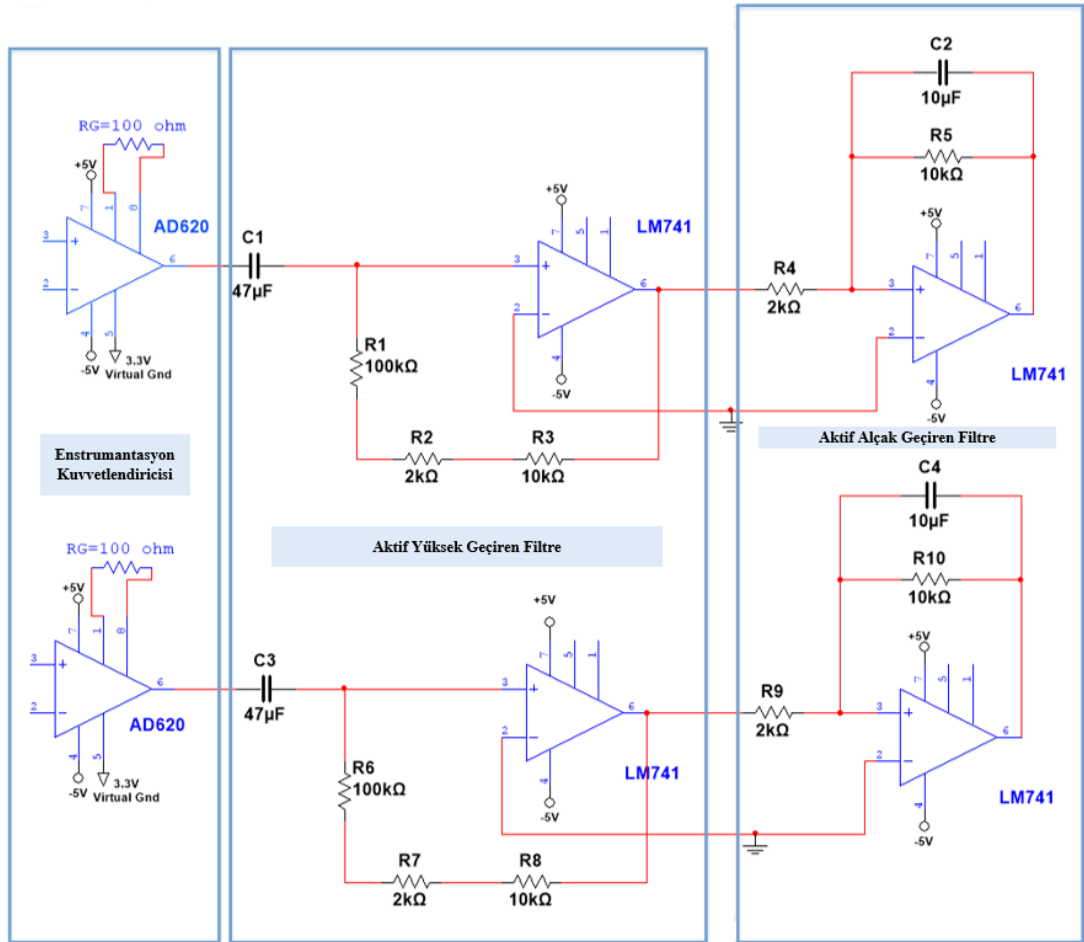
$$K_{v1} = 1 + \frac{R_3}{R_2} \text{ ve } R_3 = 10K\Omega \text{ ve } R_2 = 2K\Omega \text{ ise } K_{v1} = 1 + \frac{10K\Omega}{2K\Omega} = 6 \quad (5.2)$$

$$K_{v2} = 1 + \frac{R_5}{R_4} \text{ ve } R_8 = 10K\Omega \text{ ve } R_4 = 2K\Omega \text{ ise } K_{v2} = 1 + \frac{10K\Omega}{2K\Omega} = 6 \quad (5.3)$$

Enstrumantasyon kuvvetlendiricisinin çıkışında meydana gelen DC bileşenleri ve düşük frekanslı gürültülerin kaldırılması için aktif yüksek geçiren filtre devresi uygulanmıştır. Yüksek geçiren filtre eleman değerleri  $C=4,7\mu\text{F}$  ve  $R=100K\Omega$  olarak seçilmiştir. Bölüm 3'te verilen Denklem 3.10 bağıntısı ( $\omega_o = \frac{1}{R_i C}$ ) yardımıyla  $\omega=2\pi f$  olduğu göz önüne alınırsa kesim frekansı  $1/(2\pi \cdot 47\mu \cdot 100K) = 0,03 \text{ Hz}$  olarak bulunur. Aktif yüksek geçiren filtre devresinden sonra hem düşük frekans bileşenli gürültüler sinyalden arındırılmış hem de alınan sinyal kuvvetlendirilmiştir.

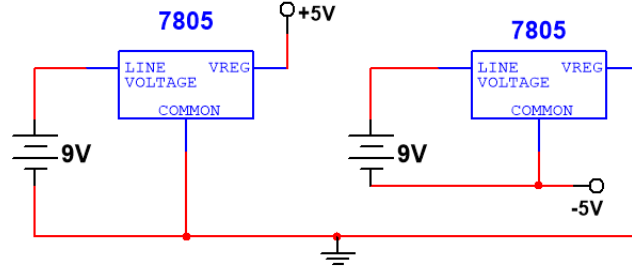
Yüksek geçiren aktif filtre devresinden sonra alçak geçiren aktif filtre devresi uygulanmış ve bunlar kaskat bağlanarak bir bant geçiren filtre devresi görevi görmüştür.

EOG sinyalinin frekans bandı 0.3-15 Hz arasında olduğundan, alçak geçiren aktif filtrenin kesim frekansı Bölüm 3'te verilen Denklem 3.13 nolu bağıntı ( $\omega_o = \frac{1}{R_f C_f}$ ) ile bulunabilir. Hatırlanacağı gibi alçak geçiren aktif filtrede kesim frekansı negatif geri besleme yolu üzerindeki direnç ve kondansatör değerlerine bağlıdır.  $\omega = 2\pi f$  olduğu göz önüne alınarak kesim frekansı  $1/(2\pi \cdot 10\mu \cdot 10K) = 15$  Hz olarak bulunur.

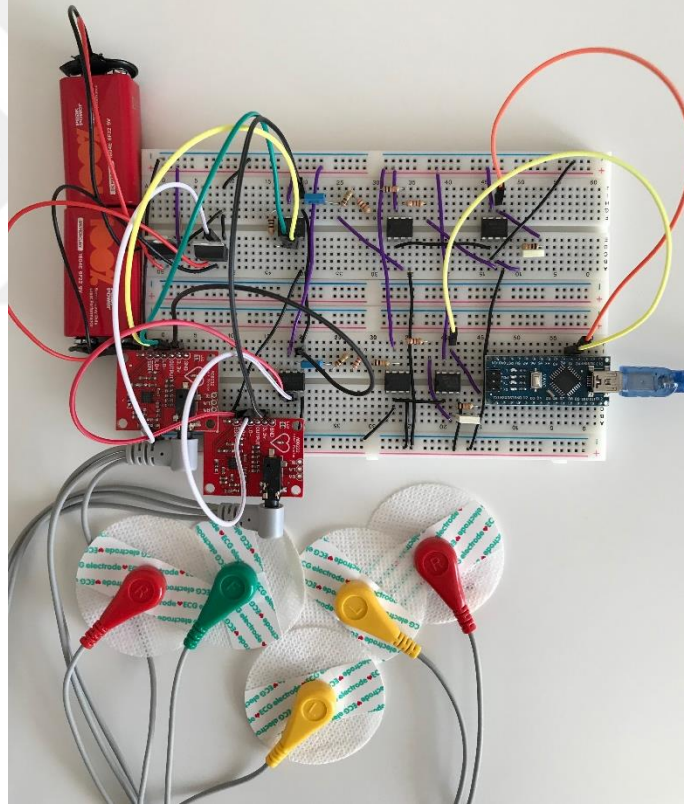


Şekil 5.4. Analog devre

Şekil 5.4.'te EOG sinyalinin algılanmasında kullanılan sistemin analog katı, Şekil 5.5.'de bu devreye ait güç kaynağı ünitesi, Şekil 5.6.'da ise board üzerinde oluşturulan devre gösterilmiştir.



Şekil 5.5. Güç kaynağı ünitesi

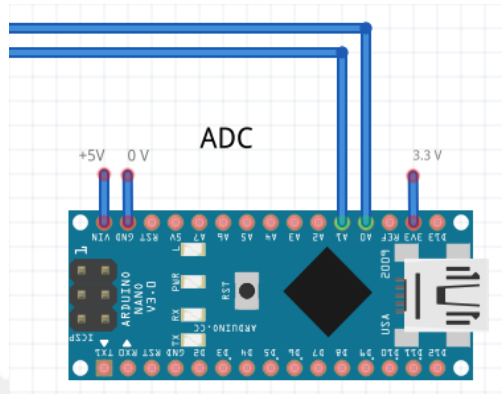


Şekil 5.6. Elektrod ve analog devre katı

Analog katın çıkışındaki her iki kanalda oluşan veriler mikrodenetleyici birimine aktarılmıştır. Bu çalışmada, Atmega328 tabanlı Arduino Nano kartı kullanılmıştır. Şekil 5.7.'de görüldüğü gibi yatay göz hareketinin algılandığı kanal A0 analog girişine, dikey göz hareketlerinin algılandığı kanal ise A1 analog girişine verilmiştir. Her iki



kanal için analogtan sayısal dönüşürme işlemi gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sayısal veriler mikrodenetleyicide bulunan UART modülü ile TXO hattına yönlendirilir ve burada veri FT232 denetleyicisi tarafından USB biçimine dönüştürülmüş olur. Analog devre USB kablosu ile bilgisayara bağlandığında oluşturulan iletişim portu ile EOG verileri alınabilmektedir.



Şekil 5.7. Arduino nano

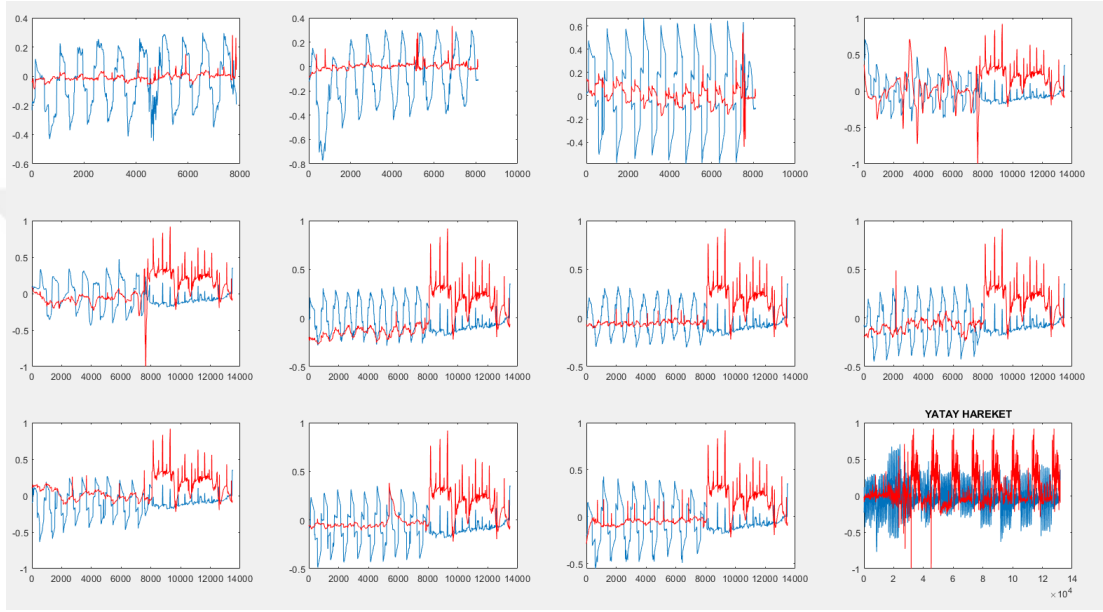
## 5.2. Veri Setinin Oluşturulması

EOG sinyallerinin sağlıklı bir şekilde alınabilmesi için duvar yüzeyine deneklerin takip edeceği yatay ve dikey doğrultuda şeritler çizilmiş, denekler duvara yaklaşık 60 cm mesafede sandalyeye oturtulmuştur. İlk olarak deneklerin cilt yüzeyleri temizlenerek elektrotlar yapıştırılmış, sonra her bir denekten başlarını hareket ettirmeden şeritlerin kesişim yerine, merkeze 10 sn boyunca bakmaları istenmiştir. Bu adım bireylerden sağlıklı sinyaller alabilmek için kalibrasyon görevi görmüştür. Sağ ve sol yöndeki göz hareketlerinin algılanması için deneklerden önce şeridin merkezinden sağa doğru, şeridin bitiş çizgisine kadar, sonra aynı şeridi takip ederek merkeze bakmaları söylenmiştir. Aynı durum sol içinde tekrarlanmıştır. Deneğin sağdan ve soldan merkeze geliş süreleri 3 sn olarak ayarlanmış, bu doğrultuda sesli komutlar verilmiştir. Aynı işlem düşey doğrultu için de gerçekleştirilmiştir.

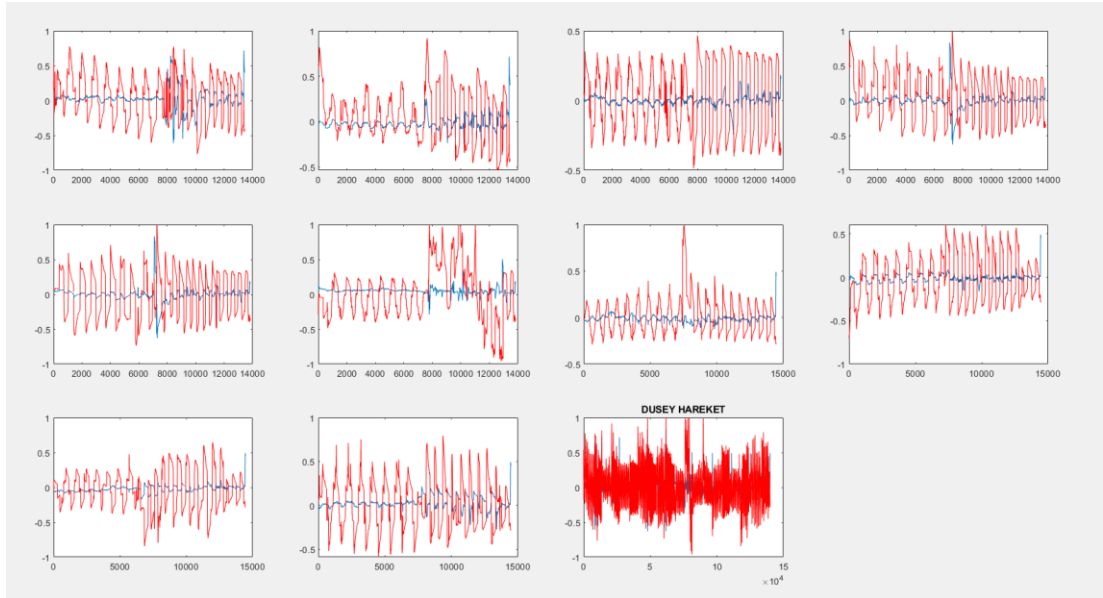
Toplam 11 farklı denekten alınan sinyaller, her bir denek için yatay ve düşey yöndeki göz hareketleri olmak üzere, iki ayrı .txt dosyası şeklinde kaydedilmiştir. Daha sonra kaydedilen bu sinyallerden, yatay ve düşey yöndeki göz hareketi değerleri (hor\_data,

ver\_data şeklinde) iki tane .txt dosyasında birleştirilmiştir. ALS hastaları için etik kurul onayı olmadığından deney sağlıklı bireyler ile yapılmıştır.

Şekil 5.8. ve 5.9.'da yatay ve düşey doğrultudaki sinyallerin her denek için ayrı ayrı gösterilmesinin yanısıra, düşey ve yatay doğrultudaki sinyaller toplu bir şekilde gösterilmiştir.

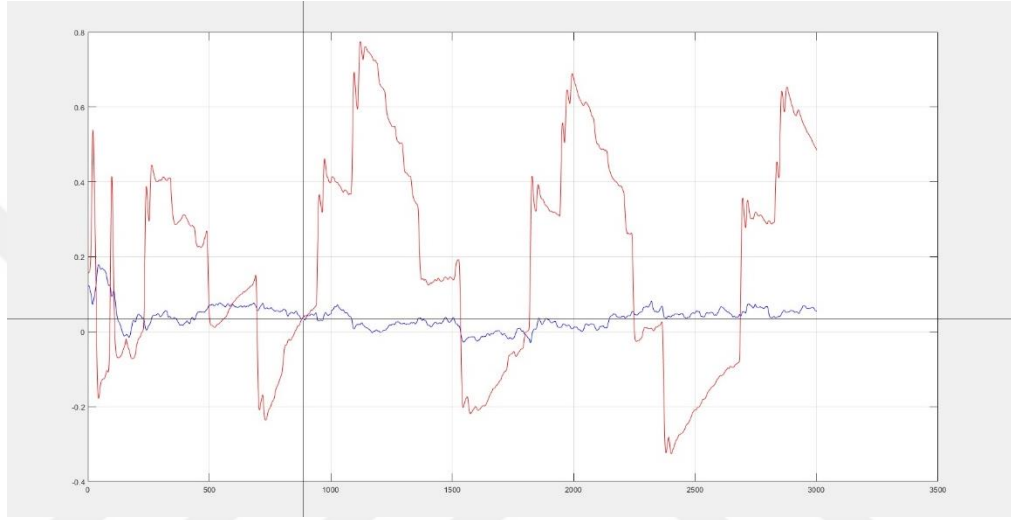


Şekil 5.8. Yatay göz hareketleri



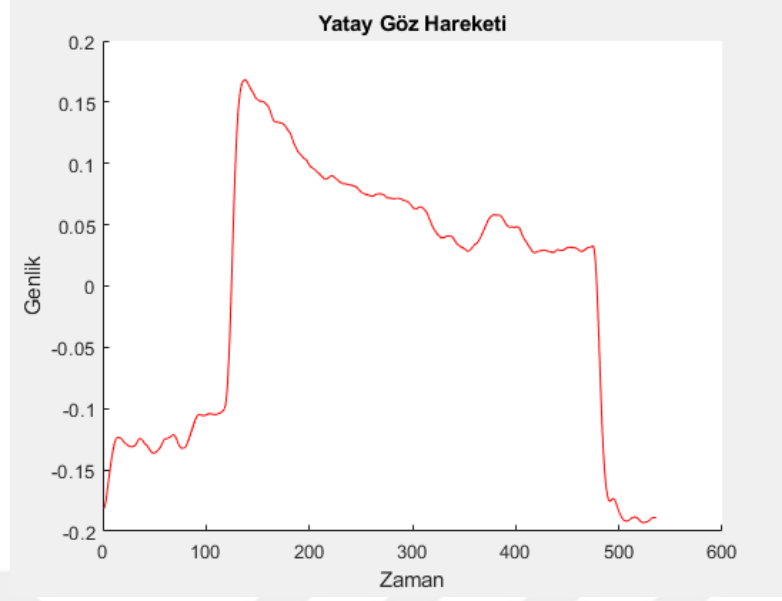
Şekil 5.9. Düşey göz hareketleri

Deneyden elde edilen sonuçlarda sağa, sola, aşağı ve yukarı bakma zamanlarını belirlemek adına yatay ve dikey veri setlerinde zaman damgaları oluşturulmuştur. Zaman damgaları için ilk olarak şekil 5.10.'da gösterilen pencere oluşturulmuştur. İlgili veri penceresi açıldığında zaman damgalarını oluşturmak için farenin sol düğmesi ile istenilen nokta aktif olur ve seçilen noktanın x ve y koordinatları elde edilir. Her pencerede işaretlenen noktalar kaydedilir ve yeni veri seti elde edilmiş olur.

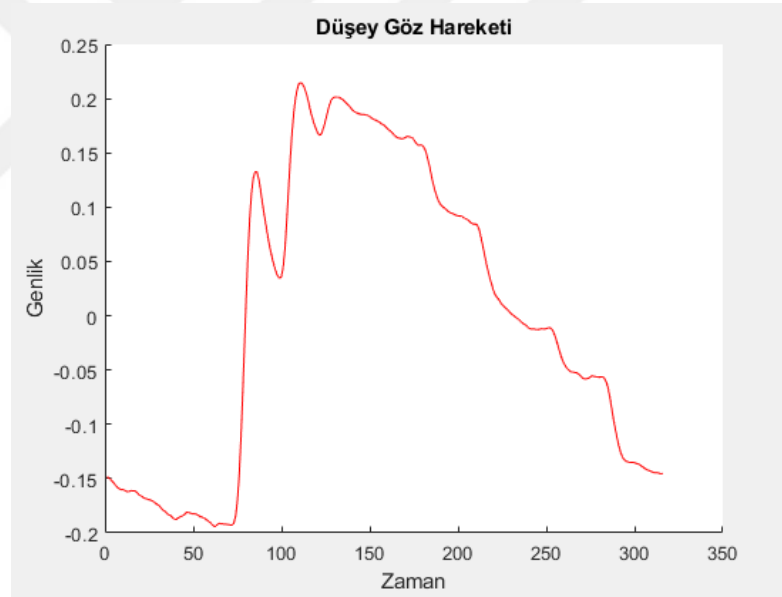


Şekil 5.10. Zaman damgalarının oluşturulması

El ile oluşturulan zaman damgaları yardımı ile sinyaller birbirinden ayrılabilir. Tek numaralı damgalar birinci sınıfın bitişini ifade ederken çift numaralı damgalar ikinci sınıfın bitişini ifade edecektir. Örneğin, yatayda birinci sınıf sağa bak, ikinci sınıf sola bak; dikeyde birinci sınıf yukarı bak, ikinci sınıf aşağı bak şeklinde görevler sırasıyla yapılacaktır. Bu görevler sırasıyla yapıldığı için bir görev tek numaraya denk gelirken diğer görev çift numaraya denk gelecektir. Aynı zamanda el ile oluşturulan zaman damgalarının bulunduğu veri setinde 2,18 saniyeden kısa, 5 saniyeden uzun olan değerler daha sağlıklı sonuçlar elde edebilmek için silinmiştir. Ek olarak sinyallerde sifra oturma problemi görüldüğünden ön işleme adımı olarak sinyallerden DC seviye kaldırılmıştır. DC seviyesi kaldırılan yatay ve dikey yöndeki EOG sinyali Şekil 5.11. ve 5.12.'de gösterilmiştir.



Şekil 5.11. Ön işleme adımından geçirilmiş yatay göz hareketi



Şekil 5.12. Ön işleme adımından geçirilmiş düşey göz hareketi

### 5.3. Öznitelik Çıkarımı

Sınıflandırma algoritmalarında kullanılmak üzere her bir göz hareketi yönü belirli bir değer ile etiketlenmiştir. Bu değerler sağ için 1, sol için 2, yukarı için 3, aşağı için ise 4 olacak şekilde seçilmiştir. Deneyden elde edilen 310x1 (cell) veri seti ile birlikte 1x310 (double) etiket değerlerinin yer aldığı veri setleri oluşturulmuştur.

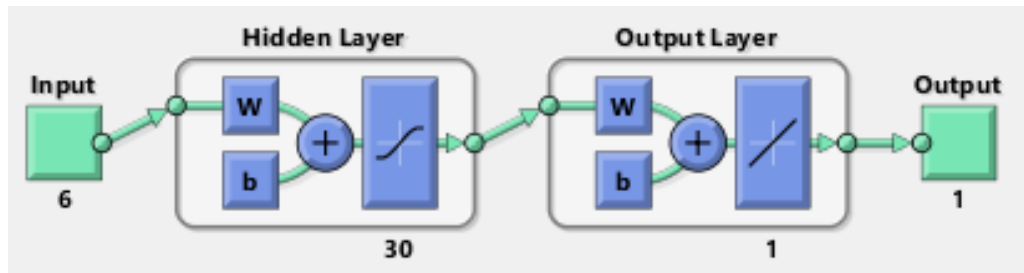
Veri seti hücrelerinde bulunan ve her bir denekten ayrı ayrı elde edilen değerlerden birinci öznelik (f1) olarak birinci elektrottaki sinyalin ortalama değeri, ikinci öznelik (f2) olarak ikinci elektrottaki sinyalin ortalama değeri hesaplanmıştır. Üçüncü öznelik (f3) olarak birinci elektrodadaki sinyalin varyansı, dördüncü öznelik (f4) olarak ikinci elektrodan alınan sinyalin varyansı hesaplanmıştır.

EOG sinyalinin örnekleme frekansı 128 Hz olarak belirlenmiş, frekans spektrumu 0-40 Hz arası ayarlanmıştır. Ardından birinci sinyalin frekans spektrumunu çıkartıldığında 10-40 Hz değerleri arasında kalan bolgenin enerjisi beşinci öznelik, ikinci sinyalin enerjisi altıncı öznelik olarak belirlenmiştir.

#### 5.4. Sınıflandırma Algoritmaları

Yapılan çalışmada EOG sinyalleri üç farklı sınıflandırma algoritmasından yararlanılmıştır.

Öznelik çıkarımı ile elde edilen 6x310'lik EOG matrisi ilk olarak YSA ile sınıflandırılmıştır. Şekil 5.13.'de sinyalin 6 özelliğinin de giriş olarak kullanıldığı YSA yapısı görülmektedir. Tablo 5.1.'de tasarlanan YSA modelinin parametreleri verilmiştir.

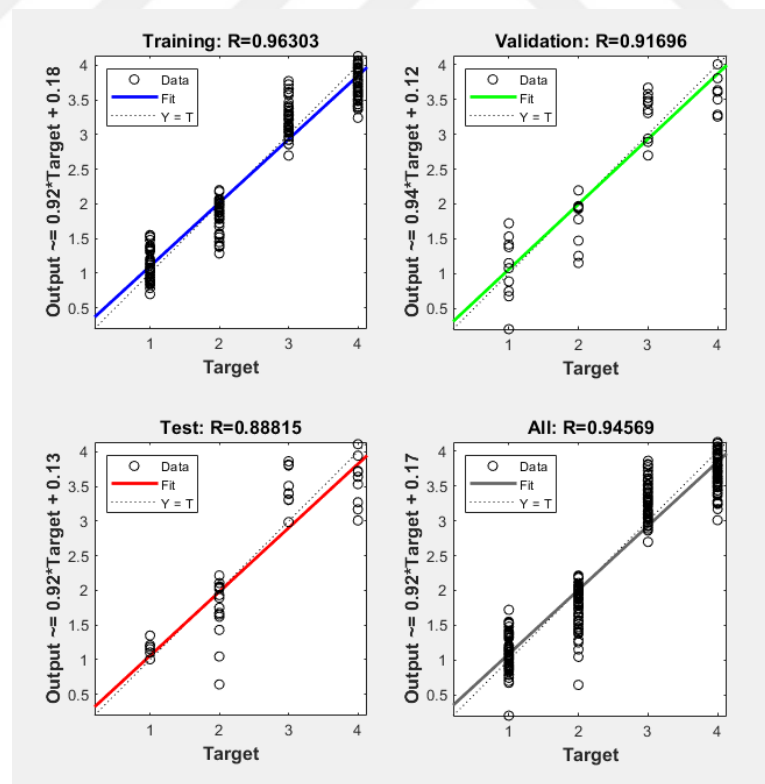


Şekil 5.13. Yapay sinir ağı yapısı

Tablo 5.1. YSA modelinin özellikleri

Katman sayısı	:	3
Katmanlardaki nöron sayısı	:	Giriş: 6 Gizli: 30 Çıkış: 1
Başlangıç ağırlıkları ve Bias değerleri	:	Rastgele
Aktivasyon fonksiyonu	:	Tanjant - sigmoid
Öğrenme kuralı	:	Levenberg - Marquardt

Gizli katman nöron sayısı değiştirilerek incelemeler yapılmış ve en iyi performans eğrisi nöron sayısı 30 iken elde edilmiştir. Eğitimin performansı başarı durumunu etkileyeceğinden sınıflandırma için önemli bir adım oluşturmaktadır. Şekil 5.14'te yapay sinir ağının performansına ait görsel verilmektedir.



Şekil 5.14 Yapay sinir ağı performansı

Yapılan çalışmada Cross Validation yöntemi ile verilerin %80'i eğitim, %20'si ise test setine yerleştirilerek düzgün bir dağılım gerçekleştirilmeye çalışılmıştır. YSA'nın sınıflandırma başarısını değerlendirmek için doğruluk (accuracy) ölçütü (Denklem 5.4) kullanılmıştır. Burada sınıflandırmanın performans ölçütü test verilerinden her yüz veriden kaç tanesinin doğru sınıflandığının bulunması ile kaydedilmiştir.

$$\text{Doğruluk} = \frac{DP+DN}{DP+YN+YP+DN} \quad (5.4)$$

Sınıflandırma başarısının değerlendirilmesinde daha iyi karar verebilmek amacıyla doğruluk ölçütünün yanı sıra kesinlik (precision), duyarlılık (recall), F1 skor değerleri hesaplanmıştır. İlgili değerlere ait formüller Denklem 5.5., 5.6. ve Denklem 5.7.'de verilmiştir.

$$\text{Duyarlılık} = \frac{DP}{DP + YN} \quad (5.5)$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{DP}{DP + YP} \quad (5.6)$$

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Duyarlılık} \times \text{Kesinlik}}{\text{Duyarlılık} + \text{Kesinlik}} \quad (5.7)$$

Denklemlerde yer alan, DP Doğru Pozitifleri, DN Doğru Negatifleri, YP Yanlış Pozitifleri ve YN Yanlış Negatifleri ifade etmektedir.

Yapay sinir ağları ile elde edilen başarı değerleri Tablo 5.2.'de gösterilmiştir.

Tablo 5.2. Sınıflara göre başarı değerleri

Sınıf İsimleri	Kesinlik	Duyarlılık	F1 Skor
1	0,92	0,86	0,88
2	0,87	0,92	0,94
3	0,67	0,52	0,57
4	0,71	0,80	0,75
Ortalama doğruluk: 0,83			

Tüm sınıfların ortalama doğruluk değeri %83 olarak tespit edilmiştir.

İkinci sınıflandırma adımında k-en yakın komşuluk yöntemi kullanılmıştır. Öğrenme kümesine ait matris elde edildikten sonra en yakın komşuluk yöntemi ile test seti eğitim seti ile sınıflandırılmıştır. Bu yöntemde test matrisi ile eğitim matrisinin her bir elemanı arasındaki uzaklık hesaplanmıştır. Verilerin %70'i eğitim %30'u test olarak kullanılmıştır.

Başarılı bir sonuç elde edebilmek için bu yöntemde komşu sayısını ifade eden k değerleri 3, 5, 7, 9 ve 11 olarak sırasıyla denenmiştir. Tablo 5.3., Tablo 5.4., Tablo 5.5., Tablo 5.6. ve Tablo 5.7.'da her k değerine ait her bir sınıf için başarı değerleri verilmiştir.



Tablo 5.3. k sayısı 3 iken başarı değerleri

k=3 için			
Sınıf İsimleri	Kesinlik	Duyarlılık	F1 skor
1	0,81	0,78	0,79
2	0,79	0,81	0,80
3	0,62	0,52	0,57
4	0,44	0,55	0,49
Ortalama doğruluk: 0,67			

Tablo 5.4. k sayısı 5 iken başarı değerleri

k=5 için			
Sınıf İsimleri	Kesinlik	Duyarlılık	F1 skor
1	0,78	0,78	0,78
2	0,78	0,78	0,78
3	0,70	0,52	0,63
4	0,48	0,70	0,57
Ortlama doğruluk: 0,68			

Tablo 5.5. k sayısı 7 iken başarı değerleri

k=7 için			
Sınıf İsimleri	Kesinlik	Duyarlılık	F1 skor
1	0,81	0,78	0,79
2	0,79	0,81	0,80
3	0,75	0,41	0,53
4	0,48	0,80	0,60
Ortalama doğruluk: 0,69			

Tablo 5.6. k sayısı 9 iken başarı değerleri

k=9 için			
Sınıf İsimleri	Kesinlik	Duyarlılık	F1 skor
1	0,82	0,85	0,84
2	0,85	0,81	0,83
3	0,74	0,48	0,58
4	0,55	0,75	0,60
Ortalama doğruluk: 0,72			

Tablo 5.7. k sayısı 11 iken başarı değerleri

k=11 için			
Sınıf İsimleri	Kesinlik	Duyarlılık	F1 skor
1	0,87	0,74	0,80
2	0,77	0,89	0,83
3	0,79	0,56	0,65
4	0,53	0,80	0,64
Ortalama doğruluk: 0,73			

Elde edilen EOG sinyalleri son olarak SVM ile sınıflandırılmıştır. Veri seti YSA'da olduğu gibi verilerin %80'i eğitim, %20'si ise test setine yerleştirilmiştir. SVM'in sınıflandırma başarısını değerlendirmek için farklı metodlar kullanılmıştır.

Gaussian Kernal metodu ile sınıflara ait ortalama doğruluk başarısı: 0,74

Tablo 5.8. Gaussian kernal metodu ile başarı değerleri

Sınıf İsimleri	Kesinlik	Duyarlılık	F1 skor
1	0,78	0,93	0,85
2	0,91	0,74	0,82
3	0,77	0,59	0,67
4	0,56	0,75	0,64
Ortalama doğruluk: 0,75			

Lineer Kernal metodu ile sınıflara ait ortalama doğruluk başarısı: 0,73

Tablo 5.9. Lineer kernal metodu ile başarı değerleri

Sınıf İsimleri	Kesinlik	Duyarlılık	F1 skor
1	0,84	0,78	0,81
2	0,79	0,85	0,82
3	0,77	0,59	0,67
4	0,58	0,75	0,64
Ortalama doğruluk: 0,74			

Yapılan sınıflandırma tekniklerinde YSA %83, k-NN %73 ve SVM %75 ortalama doğrulukla dört temel göz hareketi yönünü saptandığı görülmüştür. Daha yüksek doğruluk değerleri elde edebilmek için özellik sayısı artırılabilir, seçilen özelliklerden sınıflandırıcı performansını olumsuz etkileyen var ise tespiti yapıp sınıflandırıcı içerisinden çıkartılabilir. Başarım değerinin artırılmasında kullanılacak olan bir başka yöntem ise çapraz doğrulamadır.

## BÖLÜM 6. SONUÇ ve ÖNERİLER

Bu tez kapsamında EOG sinyalleri ile insan makine arayüz kontrolünü sağlayan sistem tasarımı anlatılmıştır. Bu sistemde ilk olarak göz çevresine yerleştirilen elektrotlar ile yatay ve dikey olmak üzere iki kanal üzerinden EOG sinyalleri elde edilmiş, bu sinyaller önce enstrumantasyon kuvvetlendiricisi ile uygun gerilim seviyesine getirilmiş ve ardından istenmeyen bileşenlerden ayıklanması için filtrelenmiştir. Enstrumantasyon kuvvetlendiricisi olarak AD620, filtre olarak alçak, yüksek ve bant geçiren aktif filtre devreleri kullanılmıştır. Analog devrenin çıkışından alınan sinyaller mikrodenetleyici birimine aktarılarak, veriler burada kaydedilmiştir. Çalışmada, elektronik donanım ile yaş aralığı 23-38 arasında değişen 8 erkek ve 3 kadından gönüllülük ilkesi dikkate alınarak veriler alınmıştır.

EOG sinyallerinden anlamlı hareketler çıkarmak, kısmi ya da tamamen felçli, hareket kısıtı olan bireylerin hayatını kolaylaştırmak için önemli bir adımdır. Bu bağlamda karmaşık olan EOG sinyallerine çeşitli sinyal işleme tekniklerinin uygulanmasının ardından sınıflandırma işlemine tabi tutulmuştur. Farklı yapay zekâ teknikleri kullanılarak en iyi sonucu veren model tespit edilmiştir.

Yatay ve dikey kanallardan alınan EOG sinyalleri örnekleme frekansı 128 Hz, çalışma bant aralığı ise 0,1-38 Hz olarak belirlenmiştir. Sağ, sol, yukarı ve aşağı olacak şekilde dört temel göz hareketi yönü her biri bir sınıfı temsil edecek şekilde kodlanmıştır. Elde edilen veri setinin yüzde yirmisi test için kullanılmıştır. Sınıflandırma işlemi adımında göz hareketleri için alınan kayıtlara YSA, k-NN ve SVM sınıflandırıcıları uygulanarak dört tip göz hareketi yönü (sağ, sol, yukarı, aşağı) tespit edilmiştir. Ortalama doğruluk değerleri YSA için %83, k-NN için %73, SVM için %75 olarak elde edilmiştir. Tablo 6.1'de yer alan analiz sonuçları tasarlanan modelin göz hareketlerini başarılı bir şekilde tespit ettiğini göstermiştir.

Tablo 6.1. Sınıflandırıcı tiplerine göre başarı değerleri

Sınıf İsimleri	Kesinlik			Duyarlılık			F1 skor		
	YSA	k-NN	SVM	YSA	k-NN	SVM	YSA	k-NN	SVM
1	0,92	0,87	0,78	0,86	0,74	0,93	0,88	0,80	0,85
2	0,87	0,77	0,91	0,92	0,89	0,74	0,94	0,83	0,82
3	0,67	0,79	0,77	0,52	0,56	0,59	0,57	0,65	0,67
4	0,71	0,53	0,56	0,80	0,80	0,75	0,75	0,64	0,64

Bu tez çalışması ile elde edilen EOG sinyallerine blok diyagramı Şekil 5.1’de verilen işlemler uygulandıktan sonra hedeflenen bireylere destek sağlayıcı bir tasarım gerçekleştirilebilecektir. Bu aşamanın sonunda elde edilen anlamlı kodlar sayesinde üç temel işlev yerine getirilecektir:

- a. Göz yukarı hareket ettiğinde acil durum sinyali gönderilir.
- b. Göz sağa hareket ettiğinde ışık açılır, sola hareket ettiğinde kapanır.
- c. Göz aşağı hareket ettiğinde televizyon açılır/kapanır.

Bu işlevlerin arayüz vasıtasıyla yerine getirilmesi yatağa bağımlı bireyler için oldukça rahatlatıcı ve destek sağlayıcı bir mekanizma kurulmasını sağlayacaktır. Ayrıca, acil durum sinyalinin gönderilebilmesi önemli durumlarda hasta için hayat kurtarıcı bir rol oynayacaktır.

## KAYNAKLAR

- [1] Yazgan, E., Korürek, M., Tıp Elektroniği, İstanbul Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fakültesi Ofset Baskı Atölyesi, 1996.
- [2] Ahamed, A., Ahad, A., Sohag, H.A., Ahmad, M., Development of low cost wireless biosignal acquisition system for ECG EMG and EOG, 2015 2nd International Conference on Electrical Information and Communication Technologies (EICT), 195-199, 2015.
- [3] Nam, Y., Koo, B., Cichocki, A., Choi, S., GOM-Face: GKP, EOG, and EMG-Based Multimodal Interface With Application to Humanoid Robot Control, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 453-462, 2014.
- [4] Uşaklı A.B., Gürkan, S., Design of a Novel Efficient Human-Computer Interface: An Electrooculogram Based Virtual Keyboard, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 70: 2099-2108, 2010.
- [5] Mondal, C., Azam, K., Ahmad, M., Hasan, S.M.K., Islam, R., Design and Implementation of a Prototype EOG based data acq system, 2015 International Conference on Electrical Engineering and Information Communication Technology (ICEEICT), 1-6, 2015.
- [6] Li, L., Wu, X., Design and Implementation of Multimedia Control System Based on Bluetooth and Electrooculogram (EOG), 2011 5th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, 1-4, 2011.
- [7] Zhang, Y., Gao, X., Zhu, J., Zheng, W., Lu, B., A novel approach to driving fatigue detection using forehead EOG, 2015 7th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER), 707-710, 2015.
- [8] Abo-Zahhad, M., Ahmed, S.M., Abbas, S.N., A Novel Biometric Approach for Human Identification and Verification Using Eye Blinking Signal, IEEE Signal Processing Letters, 23:876-880, 2015
- [9] Gürkan, S., Öner, P.A., İstanbullu, A., Doğan, S., Designing a portable data acquisition system for human-computer interface applications, 2015 Medical Technologies National Conference (TIPTEKNO), 1-4, 2015.

- [10] Öner, P.A., Gürkan, S., İstanbullu, A., Doğan, S., Digital signal processing and classification study for electrooculogram signals, 2015 Medical Technologies National Conference (TIPTEKNO), 1-4, 2015.
- [11] ErKaymaz, H., Orak, İ.M., Özer, M., Electrooculogram and diplopia controlled fuzzy direction detect system, 2014 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 1. Cilt 265-268, 2014.
- [12] ErKaymaz, H., Özer, M., Kaya, C., Orak, M., EOG Based Intelligent Direction Detect System with Pre-Filtering Algorithm, 2015 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 1228-1231, 2015.
- [13] Hossain, Z., Shuvo, M.H., Sarker, P., Hardware and software implementation of real time electrooculogram (EOG) acquisition system to control computer cursor with eyeball movement, 2017 4th International Conference on Advances in Electrical Engineering (ICAEE), 1. Cilt, 132-137, 2017.
- [14] Bhuyain, F., Shawon, A.K., Sakib, N., Faruk, T., Islam, K., Design and Development of an EOG-based System to Control Electric Wheelchair for People Suffering from Quadriplegia or Quadriparesis, 2019 International Conference on Robotics, Electrical and Signal Processing Techniques (ICREST), 460-465, 2019.
- [15] Choi, J.W., Rho, E., Huh, S., Jo, S., An EOG/EEG-Based Hybrid Brain-Computer Interface for Chess, 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 129-134, 2018.
- [16] Roy, R., Kumar, A., Mahadevappa, M., Kumar, C.S., Deep learning based object shape identification from EOG controlled vision system, 2018 IEEE SENSORS, 1-4, 2018.
- [17] Rangayyan, R.M., Biomedical Signal Analysis, Wiley-IEEE Press, 2015.
- [18] Pflanzner, R., McMullen, W., Physiology Lessons for use with the Biopac Student Lab, BIOPAC Systems, Inc.)
- [19] <https://ch.mathworks.com/help/dsp/examples/real-time-ecg-qrs-detection.html>, Erişim Tarihi: 14.03.2019.
- [20] Yakut Ö., Solak S., Bolat E.D., “EKG işaretindeki gürültülerin temizlenmesi için IIR tabanlı sayısal filtre tasarımı”, Politeknik Dergisi, 21(1): 173-181, 2018.
- [21] Reaz, M. B. I., Hussain, M. S., and Mohd-Yasin, F., Techniques of EMG signal analysis: Detection, processing, classification and applications, Biol. Proced. Online, 8:1, 11–35, 2006.

- [22] Khezri, M., Jahed, M. ve Sadati, N., "Neuro-Fuzzy Surface EMG Pattern Recognition For Multifunctional Hand Prosthesis Control", IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Vigo, 269-274 2007.
- [23] [http://samples.jbpub.com/9780763732745/32745\\_CH01\\_Final.pdf](http://samples.jbpub.com/9780763732745/32745_CH01_Final.pdf) (2015), Erişim Tarihi: 20.03.2019.
- [24] Ayaz, F., EMG sinyallerinin sınıflandırılması, İnönü Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi, 2018.
- [25] T.C. Milli Eğitim Bakanlığı, Duyu Organları, 720S00025, 2012.
- [26] Erkamaz, H., Elektrokulogram (EOG) Sinyalinin incelenmesi ve yapay zeka teknikleri ile modellenmesi, Bülent Ecevit Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Doktora Tezi, 2014.
- [27] R. Barae, L. Boquete, and M. Mazo, System for assisted mobility using eye movements based on electrooculography, IEEE Trans. Digital Signal Processing and Classification Study for Electrooculogram, Signals Neural Syst. Rehabil. Eng., vol. 10, no. 4, 209–218, 2002.
- [28] Tetsuya, O., Masashi, K., Development of an input operation for the amyotrophic lateral sclerosis communication tool utilizing EOG, Trans. Jpn. Soc. Med. Biol. Eng., vol. 43, no. 1, 172-178, 2005.
- [29] Roberts, M.J., Signal and System Analysis Using Transform Methods and MATLAB, Second Edition, Nobel Yayın, 2012.
- [30] [http://www.yildiz.edu.tr/~tavsnav/lecturesnotes/Devre\\_sentezi.pdf](http://www.yildiz.edu.tr/~tavsnav/lecturesnotes/Devre_sentezi.pdf), Erişim Tarihi: 30.03.2019.
- [31] Ölmez T., Ölmez, Z.D., Uzman sistemlerde örüntü tanıma, İstanbul Teknik Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Fakültesi, Elektronik ve Haberleşme Bölümü, 1. Baskı, 2009.
- [32] Elmas, Ç., Yapay Sinir Ağları, Seçkin Yayıncılık, 2007.
- [33] <http://www.ibrahimcayiroglu.com/dokumanlar/ilerialgoritmaanalizi/ilerialgoritmaanalizi-5.hafta-yapaysiniraglari.pdf>, Erişim Tarihi: 18.04.2019.
- [34] Doğan M., Yapay Sinir Ağları Temelli Tıbbi Teşhis Sistemi, Anadolu Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ağustos 2003.
- [35] Uçar, M.K, Ssr verilerinin YSA ile işlenerek psikolojik test skorlarının sınıflandırılması. Sakarya Üniversitesi, Fenbilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği, 2013.



- [36] Özkan, Y., Veri Madenciliği Yöntemleri, Papatya Yayıncılık, 2. Basım, 2013.
- [37] Akpınar, H., Data Veri Madenciliği Veri Analizi, Papatya Yayıncılık, 1. Basım, 2014.
- [38] Alipour, A., Beyin bilgisayar ara yüz sisteminde uygulanan steady-state görsel uyarılmış potansiyel için özellik çıkarma ve sınıflandırma, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Yüksek Lisans Tezi, 2011.
- [39] Mulak, P., Talhar, N., Analysis of Distance Measures Using K-Nearest Neighbor Algorithm on KDD Dataset, International Journal of Science and Research (IJSR), Paper ID: SUB156942, 2013.
- [40] Demir, H., Makine öğrenmesi yöntemleri ile arı alt türlerinin sınıflandırılması, Düzce Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi, 2018.
- [41] Kaya, D., Biyomedikal işaretlerin sınıflandırılması için akıllı tekniklerin labview ortamında gerçekleşmesi, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Doktora Tezi, 2018.
- [42] Öztürk, H., EEG sinyallerinde farklı boyut indirgeme ve sınıflandırma yöntemlerinin karşılaştırılması, Adnan Menderes Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Biyoistatistik Yüksek Lisans Programı, Yüksek Lisans Tezi, 2016.
- [43] Öztürk H., Türe, M., Kıyılıoğlu, N., Ömürlü, İ.K., EEG sinyallerinde farklı boyut indirgeme ve sınıflandırma yöntemlerinin karşılaştırılması, 19(4): 336-344, 2018.
- [44] Cortes C, Vapnik VN. Support vector networks, Machine Learning, 20(3), 273-297, 1995.

## ÖZGEÇMİŞ

Yurdagül Karagöz, 05.10.1991'de Sivas'da doğdu. İlk, orta ve lise eğitimini Tokat'ta tamamladı. 2009 yılında Tokat Gaziosmanpaşa Lisesi'nden mezun oldu. 2010 yılında başladığı Sakarya Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'nü 2014 yılında bitirdi. 2014 yılında Sakarya Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'nde yüksek lisans eğitimine başladı. 2017 yılında Türk Telekomünikasyon A.Ş.'de Elektrik-Elektronik Mühendisi olarak çalışmaya başladığı görevine halen devam etmektedir.